

UNIVERZITA KARLOVA

Filozofická fakulta

Katedra psychologie



DIPLOMOVÁ PRÁCE

Bc. et Bc. Petra Fousková

**Přístup zaměřený na člověka ve výzkumu osobnosti
a predikce chování v online prostředí**

**Person-centered approach in personality research
and prediction of online environment behavior**

Praha 2021

Vedoucí práce: PhDr. Eva Höschlová, Ph.D.

Poděkování

Ráda bych tímto poděkovala PhDr. Evě Höschlové, Ph.D. za cenné rady, které mi během psaní této práce poskytla. Pod jejím vedením se zrodilo moje nadšení pro trendy v psychodiagnostice a zájem objevovat možnosti predikce chování v online prostředí. Děkuji také společnosti QED GROUP, a.s. za poskytnutí psychodiagnostiky. Poděkování patří i Martinovi za konzultaci analýzy dat. V neposlední řadě bych chtěla vyjádřit velké poděkování rodičům a přátelům za to, že mi během celého studia byli velkou oporou.

Prohlášení

Prohlašuji, že jsem diplomovou práci vypracovala samostatně, že jsem řádně citovala všechny použité prameny a literaturu a že práce nebyla využita v rámci jiného vysokoškolského studia či k získání jiného nebo stejného titulu.

V Praze dne 14. 4. 2021

.....

Bc. et Bc. Petra Fousková

Abstrakt

Předkládaná diplomová práce se zaměřuje na přístup zaměřený na člověka ve výzkumu osobnosti a na možnosti predikce chování v online prostředí. V teoretické části jsou popsány přístupy k popisu osobnosti, zejména přístup zaměřený na člověka (person-centered approach), analýza proměnných (variable-centered approach) a přístup zaměřený na konkrétního člověka (person-specific approach). Jsou zde také shrnuty výstupy tematicky relevantních výzkumných studií.

V empirické části je popis explorativního výzkumu, jehož cílem je ověřit možnost predikce osobnostního typu uživatelů LinkedInu v kontextu přístupu zaměřeného na člověka, a to na základě analýzy jejich profilu a chování, které je s touto profesní sociální sítí spojeno. Ve výzkumu byly použity standardizované dotazníky HEXACO-PI-R a 4Elements Personality Inventory®. Na základě shlukové analýzy dat od 118 účastníků výzkumu byly vytvořeny 4 shluky vycházející z metody 4Elements Personality Inventory® popisující 52,2 % variability. Dále byly multinomickou logistickou regresí vytvořeny dva modely umožňující na základě informací o prediktorech předpovědět pravděpodobnost příslušnosti člověka k jednomu z těchto shluků. Na základě dat z HEXACO-PI-R bylo shlukovou analýzou vytvořeno 6 shluků popisujících 41,3 % celkové variability. Vhodný predikční model vycházející z těchto shluků se však najít nepodařilo.

Klíčová slova

Psychometrie, LinkedIn, osobnostní typ, přístup zaměřený na člověka

Abstract

The presented diploma thesis focuses on the person-centered approach in personality research and on the possibilities of predicting behavior in the online environment. The theoretical part defines different approaches to personality descriptions, with a special focus on the person-centered approach, variable-centered approach, and person-specific approach. The outputs of thematically relevant research studies are also summarized here.

The empirical part describes the exploratory research, which aimed to examine the possibility of predicting the personality type of LinkedIn users in the context of the person-centered approach, based on an analysis of their profile and behavior associated with this professional social network. The standardized HEXACO-PI-R and 4Elements Personality Inventory® questionnaires were used in the research. Cluster analysis was performed on data from 118 participants who filled out the 4Elements Personality Inventory®. Based on that, 4 clusters that describes 52,2 % of the variance were formed. Furthermore, using multinomial logistic regression, two models predicting the probability of a person belonging to a certain cluster based on information about predictors were created. Another cluster analysis was performed on the data from HEXACO-PI-R, which created 6 clusters that describes 41,3 % of the total variance. However, a suitable prediction model based on these clusters could not be found.

Keywords

Psychometrics, LinkedIn, personality type, person-centered approach

Obsah

Úvod.....	12
Literárně přehledová část.....	14
1. Přístupy k popisu osobnosti	14
1.1 Analýza proměnných	15
1.2 Přístup zaměřený na konkrétního člověka	16
1.3 Přístup zaměřený na člověka	17
1.3.1 Q metodologie	18
1.3.2 Shluková analýza.....	19
1.3.3 Vybrané příklady užití přístupu zaměřeného na člověka	20
1.4 Porovnání analýzy proměnných, přístupu zaměřeného na člověka a přístupu zaměřeného na konkrétního člověka.....	22
2. Analýza digitálních stop a výsledků činnosti	24
2.1 Analýza digitálních stop a výsledků činnosti na LinkedInu	27
3. Vybrané příklady užití analýzy digitálních stop a výsledků činnosti v praxi.....	31
3.1 AnalyzeWords a odhad osobnostních rysů uživatelů Twitteru na základě analýzy jazyka	31
3.2 Patentovaný program na odhad osobnostních rysů uživatelů Spotify na základě jejich hudebních preferencí.....	32
3.3 Crystal a odhad osobnostních rysů uživatelů LinkedInu na základě jejich aktivity a podoby profilu.....	33
4. Etika.....	36
Výzkumná část.....	38
5. Výzkumný problém, cíle výzkumu a výzkumná otázka	38
6. Design výzkumného projektu	40
6.1 Metody získávání dat	40
6.1.1 Sledované proměnné z LinkedIn profilů	42

6.1.2	Dotazník aktivity na LinkedInu.....	43
6.1.3	HEXACO-PI-R.....	46
6.1.4	4Elements Personality Inventory®.....	48
6.2	Metody zpracování a analýzy dat	50
6.3	Etika výzkumu	51
7.	Výzkumný soubor.....	53
8.	Výsledky.....	55
8.1	Proměnné z profilu na LinkedInu	55
8.2	Dotazník aktivity na LinkedInu	56
8.3	HEXACO-PI-R.....	60
8.4	4Elements Personality Inventory®	64
9.	Diskuse.....	73
	Závěr.....	78
	Seznam použité literatury	79
	Příloha 1.....	I

Seznam grafů

Graf 1 – Zastoupení mužů a žen ve výzkumném souboru podle věku

Graf 2 – Složení výzkumného souboru z hlediska profese probandů

Graf 3 – Deskriptivní statistika nominálních proměnných

Graf 4 – Délka užívání LinkedInu

Graf 5 – Počet hodin strávených týdně na LinkedInu

Graf 6 – Frekvence užívání LinkedInu

Graf 7 – Přijímání pozvánek ke spojení

Graf 8 – Posílání pozvánek ke spojení

Graf 9 – Účel používání LinkedInu

Graf 10 – HEXACO – Indexový graf úpatí vlastních čísel (Scree plot)

Graf 11 – 4Elements – Indexový graf úpatí vlastních čísel (Scree plot)

Graf 12 – První model, prediktor – počet zájmů

Graf 13 – První model, prediktor – udělená doporučení

Graf 14 – Druhý model, prediktor – počet zájmů

Graf 15 – Druhý model, prediktor – hledání zaměstnání

Graf 16 – Druhý model, prediktor – hledání obchodních příležitostí

Graf 17 – Druhý model, prediktor – počet dovedností

Seznam obrázků

Obrázek 1 – Osobnostní profil podle aplikace Crystal

Obrázek 2 – Stupně spojení na LinkedInu

Obrázek 3 – Průběh výzkumu a sběru dat

Seznam tabulek

Tabulka 1 – Porovnání přístupů k popisu osobnosti

Tabulka 2 – Popis škál HEXACO

Tabulka 3 – Popis škál 4Elements

Tabulka 4 – Popis vzorku – metrické škály

Tabulka 5 – Deskriptivní statistika výsledku HEXACO

Tabulka 6 – Výsledek shlukové analýzy pro HEXACO

Tabulka 7 – Korelační matice pro data z 4Elements a HEXACO

Tabulka 8 – Deskriptivní statistika výsledku 4Elements

Tabulka 9 – Výsledek shlukové analýzy pro 4Elements

Tabulka 10 – 4Elements, první model (data pouze z profilu)

Tabulka 11 – 4Elements, druhý model (data z profilu i z dotazníku aktivity na LinkedInu)

Seznam zkratek

- **APA** – Americká psychologická organizace, zkratka z anglického „American Psychological Association“
- **COVID-19** – koronavirové onemocnění 2019, zkratka z anglického „coronavirus disease 2019“
- **GDPR** – obecné nařízení o ochraně osobních údajů, zkratka z anglického „General Data Protection Regulation“
- **HDS** – Hoganův rozvojový test, zkratka z anglického „Hogan Development Survey“
- **HEXACO-PI-R** – psychodiagnostický test, zkratka z anglického „HEXACO-Personality Inventory-Revised“
- **IPIP** – psychodiagnostický test, zkratka z anglického „International Personality Item Pool“
- **KPCH** – kontraproduktivní pracovní chování
- **MBTI** – psychodiagnostický test, zkratka z anglického „Myers-Briggs Type Indicator“
- **MVPI** – Inventář motivů, hodnot a preferencí, zkratka z anglického „Motives, Values and Preferences Inventory“
- **PANAS** – psychodiagnostický test, zkratka z anglického „Positive and Negative Affect Schedule“
- **URL** – jednotný lokátor zdroje, zkratka z anglického „Uniform Resource Locator“

Úvod

Diplomová práce si klade za cíl pomocí odborné literatury a vlastního výzkumu prozkoumat možnosti studia osobnosti na základě analýzy digitálních stop a výsledků činnosti na profesní sociální síti LinkedIn, a to s užitím přístupu zaměřeného na člověka (person-centered approach). O toto téma jsem se začala zajímat pod vlivem zkušeností z práce v personální agentuře, kdy náplní mojí práce bylo mimo jiné vyhledávání kandidátů na LinkedInu. Začala jsem si klást otázku, zda a do jaké míry je možné na základě podoby profilů na LinkedInu usuzovat na osobnost jeho uživatelů. Má extravertní člověk více spojení a delší příspěvky než člověk introvertní? Pokud je profil pečlivě vyplněný, dá se usuzovat, že patří člověku, který je svědomitý? Už v rámci své bakalářské práce (Fousková, 2019) jsem se pod vedením Evy Höschlové zabývala novými psychometrickými přístupy k měření osobnosti, konkrétně analýzou digitálních stop a výsledků činnosti. Jelikož se jedná dle mého názoru o velice zajímavé téma, jehož prozkoumání může přinést poznatky užitečné pro praxi, rozhodla jsem se na něj navázat i v rámci diplomové práce.

První kapitola krátce nastiňuje vývoj přístupů k popisu osobnosti, jejichž počátky můžeme vysledovat až do 3. tisíciletí před naším letopočtem (Wainer, 1987). Těžištěm této kapitoly jsou však informace o třech přístupech k popisu osobnosti, konkrétně k tradičně užívané analýze proměnných (variable-centered approach), dále přístupu zaměřeném na člověka (variable-centered approach), který je použit ve výzkumné části této diplomové práce, a přístupu zaměřeném na konkrétního člověka (person-specific approach). První kapitola obsahuje porovnání těchto třech přístupů a informace, v jakých situacích nachází uplatnění.

Druhá kapitola vychází z výzkumů zaměřených na analýzu digitálních stop a výsledků činnosti. Obsahuje například popis tří metaanalýz, které realizovali Huang (2019), Liu & Campbell (2017) a Tskhay & Rule (2014). V této kapitole je samostatná podkapitola zaměřená na profesní sociální síť LinkedIn, neboť i výzkumná část této práce vychází právě z LinkedInu. Tato podkapitola popisuje výzkumy realizované na dané téma se zaměřením na metodologii a výsledky studií, ke kterým autoři dospěli.

Ve třetí kapitole jsou uvedeny tři konkrétní příklady užití analýzy digitálních stop a výsledků činnosti z praxe. Jedná se jednak o webovou aplikaci AnalyzeWords,

která predikuje osobnost uživatelů Twitteru na základě jazykové analýzy jejich příspěvků. Dále je to program, který odhaduje osobnost posluchačů hudební aplikace Spotify na základě jejich hudebních preferencí a na základě toho, jak přepínají mezi skladbami. Třetím příkladem je Crystal, což je aplikace, která umožňuje vytvořit odhady osobnosti uživatelů LinkedInu na základě podoby jejich profilu. Je však otázkou, jaké byly psychometrické vlastnosti metod, na jejichž základě je aplikace Crystal vytvořená.

Čtvrtá kapitola je z teoretické části rozsahem nejkratší. I přesto je nesmírně důležitá, neboť je věnovaná etice a principům, na které by výzkumníci neměli zapomínat. V kontextu analýzy digitálních stop a výsledků činnosti se jedná především o informovanost účastníků výzkumu o zpracování informací týkajících se jejich osoby a dále o zabezpečení zpracovávaných informací. V neposlední řadě jde také o nastavení mechanismů kontrolujících, zda vytvořené modely a algoritmy nemohou někoho neoprávněně znevýhodnit a tím ho poškodit, jak je demonstrováno na příkladu programu používaném v rámci výběru zaměstnanců ve společnosti Amazon, který znevýhodňoval ženy (Dastin, 2018).

V empirické části je popsán realizovaný kvantitativní výzkum, jehož cílem bylo ověřit, zda a do jaké míry je přínosné využít přístup zaměřený na člověka k predikci chování v online prostředí platformy LinkedIn. Za tímto účelem byla analyzována data od 118 probandů, kteří vyplnili standardizované dotazníky HEXACO-PI-R a 4Elements Personality Inventory®, nestandardizovaný dotazník aktivity na LinkedInu a poskytli mi přístup ke svým LinkedIn profilům.

V práci vycházím zejména ze zahraniční odborné literatury a zdrojů, neboť v českém prostředí se analýzou digitálních stop a výsledků činnosti zabývá zatím minimum odborných příspěvků. Výjimku tvoří například Šťastná (2019). Citováno je podle normy APA (2020).

Literárně přehledová část

1. Přístupy k popisu osobnosti

Snaha o identifikaci, deskripci a kategorizaci rozdílů mezi lidmi je patrně stejně stará jako lidstvo samo. Podle Sneatha & Sokala (1973) je rozřazování objektů do kategorií podle určité vnitřní podobnosti přirozenou vlastností žijících organismů, která se vyvinula za účelem přizpůsobení těchto organismů okolnímu prostředí. Do předvědeckého období psychodiagnostiky můžeme řadit jednopoložkový verbální test, kterému byli podle knihy Soudců (Bible svatá, 1949) podrobeni Efraimci. Pokud na výzvu Gileaditů špatně vyslovili slovo „Šibolet“, mělo to pro ně nepříjemné následky. V Číně bylo testových situací využíváno dokonce ještě dříve. Kolem roku 2 200 př. n. l. zde na popud císaře procházeli testováním každý třetí rok císařští úředníci, kteří museli svou způsobilost dokázat hned v několika testových situacích (Wainer, 1987). Modernější standardizované testy se začaly objevovat ale teprve koncem 19. století. Byly používány za účelem studia smyslů, motorických schopností a reakčních časů. Počátky moderní psychodiagnostiky jsou spojovány se jmény Wilhelma Wundta (založení první psychologické laboratoře v Lipsku roku 1879), Francise Galtona (založení psychometrické laboratoře v Londýně roku 1884 a první testová baterie určená k testování rozumových schopností) a Jamese McKeena Cattella (zavedení pojmu test, v originálu „mental test“, do psychologie) (Gregory, 2014). Tato moderní historie psychologického testování je poměrně dostatečně popsána v učebnicích (např. Gregory, 2014; Svoboda et al, 2013; Wainer, 1987).

Existuje více způsobů, jakými lze kategorizovat sledovanou realitu. Mezi tradičnější přístupy používané v rámci psychodiagnostiky patří kategorizace pomocí proměnných neboli variable-centered approach. Jako příklad tohoto přístupu lze uvést pětifaktorový model osobnosti (Big Five), v rámci kterého je možné popsat osobnost člověka pomocí pěti škál. Dále existuje zatím lehce opomíjený přístup zaměřený na člověka (person-centered approach), který vychází ze znalostí typů. Nepopisuje tedy osobnost na základě skóru v rámci jednotlivých proměnných, ale na základě příslušnosti k určitému typu. Howard & Hoffman (2018) pak uvádějí dokonce ještě

třetí přístup, přístup zaměřený na konkrétního člověka (person-specific approach). Tyto tři přístupy jsou blíže představeny v následujících podkapitolách.

1.1 Analýza proměnných

Analýza proměnných, zvaná též dimenzionální přístup, je ze tří zmiňovaných přístupů používána s největší frekvencí v rámci psychologických výzkumů (Asendorpf, 2015a; Howard & Hoffman, 2018; Hřebíčková; 2011). Využívá se zejména za účelem ověřování výzkumných otázek a hypotéz týkajících se efektu jedné proměnné na jinou proměnnou (Howard & Hoffman, 2018). Její podstatou je dle Hřebíčkové a Urbánka (2006) „klasifikace osobnostních vlastností (rysů) a výběr těch, které jsou pro charakterizování osobnosti člověka nejpodstatnější“. Z metodologického hlediska do analýzy proměnných řadíme metody analýzy dat, jako je například mnohonásobná regrese, konfirmační faktorová analýza a strukturální modelování (Morin et al., 2018). Howard & Hoffman (2018) jako příklady metod analýzy dat v rámci analýzy proměnných uvádí také korelaci a t-testy. Stejní autoři také uvádí, že velikost výzkumného souboru při analýze proměnných čítá obvykle od třiceti do desítek tisíc probandů. Výjimkou podle nich však nejsou ani výzkumy, jejichž výzkumný soubor má stovky tisíc probandů.

V rámci tohoto přístupu je osobnost popisována prostřednictvím určitého počtu na sobě relativně nezávislých dimenzí. Právě tato nezávislost jednotlivých proměnných však patří mezi limity analýzy proměnných. Jak uvádí Asendorpf (2015a), při využití analýzy proměnných přicházíme o informace ohledně dynamiky osobnosti a vzájemného působení osobnostních procesů, rysů a chování. Ty přitom nefungují odděleně, nýbrž jako jednotný, koordinovaný systém. Howard & Hoffman (2018) k porovnání analýzy proměnných s přístupem zaměřeným na člověka a přístupem zaměřeným na konkrétního člověka uvádí, že analýza proměnných je z těchto přístupů nejméně specifická. Zároveň je podle nich nejméně detailní, neboť jejím výstupem je obvykle jediný set zprůměrovaných parametrů.

Asendorpf (2015b) uvádí jako limit analýzy proměnných zaměření na populaci (oproti zaměření na jednotlivce) a dokládá to na příkladu studie, která si kladla za cíl ověřit vztah mezi pocitem hněvu a pocitem spokojenosti jak na úrovni populace, tak

i na úrovni jedince. Po analýze deníkových záznamů se ukázalo, že korelace mezi hněvem a spokojeností je podle očekávání záporná, zároveň však malá, což je dáno interindividuálními rozdíly v přiznávání intenzity emocí (někteří účastníci studie uváděli nízké hodnoty u obou emocí, jiní účastníci uváděli naopak hodnoty vysoké). Na druhou stranu byla nalezená silná záporná korelace mezi těmito dvěma emocemi u stejných lidí napříč různými situacemi (velmi výjimečně pociťuje jeden jedinec obě emoce silně v rámci stejné situace). Bylo by tedy zavádějící usuzovat na korelaci u konkrétních jedinců pouze na základě znalosti těchto hodnot u populace.

1.2 Přístup zaměřený na konkrétního člověka

Klasické přístupy ke statistickému modelování v psychologii jsou často založené na analýze interindividuálních rozdílů (Molenaar, 2013). Jinak je tomu v případě přístupu zaměřeném na konkrétního člověka známém také pod označením idiosynkrický přístup. Ten nabízí detailnější pohled než přístup zaměřený na člověka (Howard & Hoffman, 2018). Postihuje totiž intraindividuální variaci, která je dána individuální životní trajektorií. Intraindividuální variace vychází z úrovně individuálního subjektu a má tedy rozdílnou povahu oproti interindividuální variaci, která vychází z úrovně populace (Molenaar, 2013). V porovnání s analýzou proměnných a přístupem zaměřeným na člověka vychází tento přístup nejméně z předpokladu homogenity populace (Morin et al., 2018). Jinými slovy tedy přistupuje ke každému člověku jako k jedinečnému individuu se specifickými a nezobecnitelnými vlastnostmi a rysy. Proto nachází využití zejména v případech, kdy tradiční výzkumné přístupy nedokážou dostatečně reflektovat heterogenitu vzorku (Rabinowitz & Fisher, 2020). Podle Howarda & Hoffmana (2018) nabývá přístup zaměřený na konkrétního člověka na popularitě zejména ve studiích zabývajících se vývojem či změnou, zatímco na poli aplikované psychologie a managementu se tento přístup zatím neprosadil. I na základě vlastní rešerše mohu potvrdit, že ačkoliv se najdou výjimky (např. Roche et al., 2014; Rose et al., 2013; Sterba & Bauer, 2010), v porovnání s analýzou proměnných a přístupem zaměřeným na člověka pouze malé množství výzkumů vychází z přístupu zaměřeného na konkrétního člověka.

Cílem přístupu zaměřeného na konkrétního člověka je formulovat co nejpřesnější závěry vztahující se na daného jedince. Tyto závěry si přitom nekladou za cíl zobecnitelnost na výběrový soubor, nebo celou populaci. Mezi metody analýzy dat patří například dynamická faktorová analýza a stavové modelování (state-space modeling). Výstupem je unikátní model platný pro daný výzkumný subjekt, případně set parametrů pro každý subjekt zvlášť. Počet probandů je v rámci tohoto typu výzkumu nižší než u zbylých dvou přístupů. Obvykle se pohybuje maximálně kolem osmdesáti až sto probandů (Howard & Hoffman, 2018).

1.3 Přístup zaměřený na člověka

Přístup zaměřený na člověka, někdy též zvaný typologický přístup, identifikuje skupiny jednotlivců s podobným osobnostním profilem (Hřebíčková & Urbánek, 2006). Oproti analýze proměnných se liší tím, že nepředpokládá, že každý subjekt pochází ze stejné populace, pro kterou lze odhadnout jeden soubor průměrných hodnot parametrů (například průměrná hodnota inteligence nebo osobnostních rysů v pětifaktorovém modelu osobnosti). Přístup zaměřený na člověka vychází naopak z předpokladu, že populace je složená z různých subpopulací, přičemž průměrné hodnoty parametrů v těchto subpopulacích jsou odlišné. Krom toho přístup zaměřený na člověka překonává některé limity analýzy proměnných, jako je například předpoklad o nezávislosti osobnostních rysů a ignorování vztahů mezi těmito rysy. Nepopisuje totiž osobnost z hlediska jednotlivých proměnných, nýbrž z hlediska celé individuální osobnostní struktury. Howard & Hoffman (2018) uvádějí, že výhodou přístupu zaměřeného na člověka je to, že poskytuje v porovnání s analýzou proměnných detailnější informaci.

Přístup zaměřený na člověka byl a je využíván méně často než známější analýza proměnných. Podle Asendorpfa (2015a) se s ním nejčastěji setkáme v učebnicích, teoretických statích a ve folkové psychologii. Podle Howarda & Hoffmana (2018) dominuje tento přístup také v oblasti managementu. Morin et al. (2018) vidí jako zlomový bod v historii užívání přístupu zaměřeného na člověka vydání akademického čtvrtletníku *Organizational Research Methods*, jehož hlavním tématem byla analýza latentních tříd, což pomohlo rozvinout zájem o přístup zaměřený na člověka, který

s touto metodou analýzy dat úzce souvisí. Mezi další metody analýzy dat v rámci přístupu zaměřeného na člověka patří shluková analýza, Q metodologie a analýza latentních profilů (Morin et al., 2018). Studie popisující osvědčené postupy při tvorbě modelů v kontextu přístupu zaměřeného na člověka jsou například Masyn (2013), Meyer & Morin (2016) či Meyer (2016).

1.3.1 Q metodologie

Ve výzkumu (nejenom v rámci psychologie) je často používána faktorová analýza. Cílem klasické faktorové analýzy, která může být označována také jako R faktorová analýza, je redukce počtu většího množství vstupních proměnných do menšího počtu smysluplných celků. Můžeme si představit například 100 položkový dotazník, jehož položky je možné právě pomocí R faktorové analýzy rozdělit do několika málo smysluplných škál. Tento typ analýzy dat patří mezi základní statistické metody a není cílem této práce se mu více věnovat. Existuje k němu však alternativa v podobě Q faktorové analýzy. Jako příklad Q faktorové analýzy můžeme použít výše zmiňovaný hypotetický 100 položkový dotazník. Jak uvádí Hřebíčková (2011), zatímco R faktorová analýza vychází z korelací mezi jednotlivými položkami, pro Q faktorovou analýzu můžeme v pomyslné korelační matici prohodit řádky za sloupce a zajímat se, jak spolu korelují nikoliv položky dotazníku, nýbrž osobnosti probandů. Míra shody mezi profily probandů se obvykle vyjadřuje Pearsonovým korelačním koeficientem. Interkorelace mezi jednotlivými profily se počítá Q faktorovou analýzou. Tak například manželé Blockovi už v 70. letech minulého století odvodili pět osobnostních typů u mužů a šest osobnostních typů u žen. Dospěli k nim na základě dat z longitudinálního výzkumu, v jehož rámci sledovali po dobu 20 let vývoj probandů od dětství do dospělosti (Block & Block, 1982). Q metodologie se v rámci sociálních věd nejvíce využívá v psychologii, zejména co se výzkumu osobnosti týče. Uplatnění našla však také v kriminalistice či pedagogice. Jejím průkopníkem byl anglický psycholog a žák Charlese Spearmana, Wiliam Stephenson. Stephenson publikoval roku 1935 článek s výmluvným názvem Korelování osobností namísto korelování testů (v originále „Correlating persons, instead of tests“) (Hřebíčková, 2011).

Q metodologie má dvě hlavní části – Q třídění a Q faktorovou analýzu (Hřebíčková, 2011). Ukázku Q třídění uvádí například Chráska (2016), který se zabývá metodologií v pedagogickém výzkumu. Nejprve uvádí příklady Q typů v podobě karet s výroky, u nichž hodnotitelé posuzují význam pro pedagogickou činnost. Níže jsou uvedeny pro ilustraci 3 ze 14 výroků:

- „umět pracovat s materiálními didaktickými prostředky;
- umět vést pedagogickou dokumentaci;
- znát základní metody výuky a umět v dané situaci zvolit adekvátní metodu”.

V dalším kroku jsou hodnotitelé vyzváni, aby výroky roztřídili podle důležitosti do několika kategorií s tím, že je předem dáno, kolik výroků může být v konkrétní kategorii. Tímto způsobem se dá modelovat normální rozdělení (prostřední kategorie obsahuje nejvíce výroků) – mluvíme o tzv. kvazinormální distribuci. Q faktorová analýza nám pak může poskytnout informaci, zda se mezi hodnotiteli vyskytují typy osob, které mají ohledně hodnocení stejné názory.

Příkladem Q třídění je metoda California Adult Q-sort, jejímž autorem je Jack Block (1961). Jedná se o sadu výroků popisujících osobnost (např. má mnoho zájmů, má smysl pro humor, často jedná v sebeobraně atd.). Původní sada s označením CQ-SET Form I. z roku 1951 obsahuje 108 položek, druhá verze označená jako CQ-SET Form II. z roku 1954 má 115 položek a třetí sada CQ-SET Form III. z roku 1957 obsahuje 100 položek. Block se při tvorbě položek řídil pravidly, která popisuje ve své monografii (Block, 1961). Například se zaměřoval na to, aby výroky nebyly hodnotící více, než je nutné. Usiloval o dodržení poměru mezi neutrálními, pozitivními a negativními položkami přibližně 2:1:1.

1.3.2 Shluková analýza

Empirické typy se kromě Q-faktorové analýzy a metody California Q-Sort dají odvodit i pomocí shlukové analýzy (Hřebíčková, 2011). Průkopníkem této metody je americký psycholog Robert Tryon, který již v roce 1939 publikoval dílo s názvem Cluster Analysis: Correlation Profile and Orthometric (factor) Analysis for the Isolation of Unities in Mind and Personality) (Řezanková et al., 2009). Jak uvádí

Chráska (2016), cílem shlukové analýzy je „přiřadit jednotky analýzy (např. osoby, případy, události apod.) na základě podobnosti ke skupinám (shlukům, trsům). Přitom charakteristiky shluků ani jejich počet nejsou předem známy.“ Hřebíčková (2011) uvádí jako příklad jednotek analýzy dotazníkové škály. Použitím shlukové analýzy lze získat víceméně homogenní shluky individuálních profilů, přičemž platí, že průměrný profil všech členů shluku reprezentuje určitý typ (shluk).

Míra podobnosti jednotek analýzy se vyjadřuje korelací nebo euklidovskou vzdáleností. Čím více si jsou výsledné shluky podobné, tím mají mezi sebou menší euklidovskou vzdálenost. Mezi hlavní metody shlukové analýzy patří metoda hierarchického shlukování a metoda k-průměru (Chráska, 2016). Jak uvádějí Pacáková & Poláčková (2013), u hierarchického shlukování se obvykle postupuje tak, že jsou jednotky analýzy či celé klastry jednotek slučovány s podobnými jednotkami/klastry. V tomto případě mluvíme o aglomerativním přístupu. Případně je možné tento postup obrátit a vycházet z jednoho shluku obsahujícího všechny prvky. Tyto prvky jsou postupně odebírány, počínaje nejmeně podobným prvkem. Pak se jedná o divizivní hierarchickou shlukovou analýzu. Algoritmus k-průměru se řadí mezi nehierarchické přístupy. Používá se za účelem vytvoření k počtu shluků z kvantitativních proměnných tak, aby vnitroshluková podobnost byla co největší, přičemž číslo k je předem určeno. Výstupy shlukové analýzy mohou být graficky znázorněny stromovým diagramem, neboli dendogramem. Podle Chrásky (2016) se v současnosti shluková analýza provádí zpravidla s využitím informačních technologií.

1.3.3 Vybrané příklady užití přístupu zaměřeného na člověka

Vzhledem k tématu této práce by bylo na místě uvést zde příklady užití přístupu zaměřeného na člověka k odhadu osobnostního typu z analýzy digitálních stop a výsledků činnosti. Podle mého nejlepšího svědomí však musím konstatovat, že žádné takové výzkumy zatím publikovány nebyly. V této podkapitole tedy uvedu alespoň pár vybraných praktických příkladů aplikace přístupu zaměřeného na člověka, byť zdrojem dat nejsou digitální stopy.

Prvním příkladem je Moreau et al. (2015). Tento výzkumný tým zkoumal profily problematických dospívajících uživatelů Facebooku, tedy lidí, kteří Facebook

nadužívají na úkor jiných aktivit. Výzkumný soubor čítal 456 adolescentů, kteří vyplnili dotazník zjišťující způsob a motivaci k užívání Facebooku, depresivní symptomatiku, sociální úzkost, hraniční poruchu osobnosti a vztah s rodiči a vrstevníky. Získaná data byla podrobena shlukové analýze. K určení počtu kategorií byl následně použit aglomerativní dendrogram. Tím byly identifikovány tři typy uživatelů pojmenované jako typ hraniční, typ hledající prožitky a typ nevyhraněný.

Přístup zaměřený na člověka použili také So et al. (2020) v nedávno publikovaném výzkumu na téma porozumění zákaznickému chování a aktivitě na sociálních sítích v oblasti turismu. Za účelem zvýšení zobecnitelnosti výsledků byly realizovány dvě samostatné studie. V rámci první studie, zaměřující se na to, jak si zákazníci vybírají hotely a letecké dopravní společnosti, byly pomocí analýzy latentních profilů identifikovány čtyři typy zákazníků. Autoři v rámci tohoto výzkumu měli k dispozici vzorek čítající 496 respondentů. Druhý výzkum, realizovaný za účelem ověření platnosti výsledků prvního výzkumu, analyzoval data získaná z jiné oblasti v rámci turistického ruchu, konkrétně z oblasti výběru turistických destinací. Na získaných datech byly použitím analýzy latentních profilů získány opět čtyři typy zákazníků pojmenované jako entuziastický typ, rezervovaný typ, nevášnivý typ, neangažovaný typ.

Branovački et al. (2021) zvolili přístup zaměřený na člověka ve výzkumu velmi aktuálního společenského tématu, a sice vlivu osobnostních rysů na reakci na pandemii onemocnění COVID-19. Jejich výzkumný soubor čítal 471 probandů srbské národnosti, kteří vyplnili anonymizované dotazníky zjišťující postoj k pandemii, a dále osobnostní dotazníky HEXACO-PI-R a PANAS. Testování probíhalo prostřednictvím webové aplikace, která byla vytvořena speciálně za účelem tohoto výzkumu. Odpovědi respondentů byly sbírány opakovaně s týdenním rozestupem po dobu sedmi týdnů. Jednotlivá měření postojů k pandemii byla následně zprůměrována a každému probandovi byly přiřazeny průměrné hodnoty jeho odpovědí. Výzkumníci dále pomocí shlukové analýzy vytvořili třískupinový model reakcí na pandemii. Získané osobnostní typy pojmenovali jako typ adaptivní, typ antagonistický a typ pasivní.

1.4 Porovnání analýzy proměnných, přístupu zaměřeného na člověka a přístupu zaměřeného na konkrétního člověka

Následuje tabulka, ve které jsou uvedeny pro porovnání všechny tři výše zmiňované přístupy. Jak však upozorňují Howard & Hoffman (2018), o žádném z nich nelze říct, že je univerzálně lepší než ostatní. Volba vhodného přístupu vždy záleží na výzkumné otázce a povaze analyzovaných dat.

Tabulka 1

Porovnání přístupů k popisu osobnosti (upraveno podle Howard & Hoffman, 2018).

PŘÍSTUP	Analýza proměnných	Přístup zaměřený na konkrétního člověka	Přístup zaměřený na člověka
Cíl	Objasnit vztah mezi proměnnými v rámci dané populace.	Objasnit vztah mezi proměnnými u konkrétního subjektu (člověka nebo týmu).	Rozhodnout, zda v rámci dané populace existuje podskupina podobných subjektů.
Příklady výzkumných otázek	Jakým způsobem spolu interagují osobnostní rysy v predikci kontraproduktivního pracovního chování (KPCH)?	Proč zaměstnanec Z okrádá společnost navzdory tomu, že má osobnostní profil, který je spojen s nízkým rizikem KPCH?	Existují osobnostní typy založené na pětifaktorovém modelu osobnosti? Pokud ano, jaký mají vliv na KPCH?
Příklady hypotéz	Svědomitost je v predikci KPCH ovlivněná přívětivostí.	Nárůst krádeží u zaměstnance Z má souvislost s příjmem a zaměstnáním jeho manželky.	KPCH se více objevuje u některých osobnostních typů než u jiných.

Typické metody analýzy dat	ANOVA, regrese, faktorová analýza, strukturální modelování, modelování latentního růstu.	Explorační faktorová analýza, stavové modelování.	Analýza latentních profilů, shluková analýza, latentní tranzitní analýza, analýza latentních tříd.
Výhody	Schopnost detekovat vztahy, které jsou platné pro celou populaci. Je poměrně snadná na pochopení.	Schopnost analyzovat data, která jsou velmi kontextuálně ovlivněná. K jednotlivcům je přistupování jako k celostnímu systému.	Schopnost klasifikovat podobné jedince do jedné subpopulace. Subpopulace mohou být založeny na velmi komplexních vzorcích zohledňujících mnoho proměnných.

V tabulce se objevuje pojem kontraproduktivní pracovní chování. Autoři Howard & Hoffman (2018), od kterých je tabulka převzatá, tento pojem nedefinují ani blíže nepopisují. Lze však předpokládat, že je jím míněno chování, které snižuje nebo znemožňuje podání pracovního výkonu (např. absentérství, požití návykových látek, nedodržení stanovených pracovních předpisů a postupů atd.).

2. Analýza digitálních stop a výsledků činnosti

Dnes mezi trendy na poli psychodiagnostiky patří zapojení digitálních technologií do diagnostického procesu, a to ať už se jedná o adaptivní testování založené na teorii odpovědi na položky (ITR – item response theory), game based assessment (testování založené na herních prvcích), či analýzu digitálních stop a výsledků činnosti, které jsem se věnovala už v rámci své bakalářské práce (Fousková, 2019). Zájmu výzkumníků o užití digitálních stop a výsledků k činnosti k predikci osobnostních rysů a dalších charakteristik se nelze divit, počet uživatelů internetu neustále roste a technologie se stávají neodmyslitelnou součástí našich životů. V roce 2019 bylo na světě téměř 5 miliard uživatelů internetu (WorldStats, 2019). V České republice používá internet denně nebo téměř denně podle dat ČSÚ z roku 2019 70,2 % lidí starších 16 let. Pouze 14,4 % procent lidí žijících na území České republiky uvedlo, že internet nepoužili nikdy (Český statistický úřad, 2019).

Většina studií zkoumajících možnosti predikce osobnostních rysů na základě analýzy digitálních stop a výsledků činnosti se zaměřuje na analýzu dat z Facebooku (např. Farnadi et al., 2016; Segalin et al., 2017; Vazire et al., 2010; Youyou et al., 2015). Byly ale také realizovány studie zaměřující se na možnost predikce osobnostních rysů na základě osobních stránek (Bernd et al., 2006; Vazire & Gosling, 2004), e-mailových adres (Back et al., 2008) blogů (Li et al., 2010), Twitteru (Qiu et al., 2012) a oblíbené hudby (Rentfrow & Gosling, 2006).

O dvou metaanalýzách zabývajících se touto problematikou jsem referovala již v rámci své bakalářské práce (Fousková 2019). Autory první z nich jsou Azucar et al. (2018). Tato metaanalýza je zaměřená na možnosti odhadu osobnostních rysů v pětifaktorovém pojetí z různých digitálních stop (psaný text, fotografie). Autoři původně pracovali se vzorkem 28 studií, tento počet byl však následně kvůli nesplnění kritérií pro zařazení do výzkumu redukován na 16 studií, které zkoumaly projevy osobnosti na Facebooku, Twitteru, Sina Weibo (čínská sociální síť, která se používá k tzv. mikroblování) a Instagramu. Mezi zkoumanými proměnnými v rámci těchto studií byly například aktivita, fotografie, demografické údaje, jazyk, či používání funkce „to se mi líbí“. Autoři dospěli k zjištění, že přesnost predikcí všech pěti rysů je konzistentní a čím více typů digitálních stop a demografických údajů je použito, tím

je odhad přesnější. Nejpresnějších odhadů bylo dosahováno ohledně rysu extraverte (0,40), nejméně přesné odhady byly ohledně rysu přívětivosti (0,29). Autoři této studie vidí možnosti uplatnění jejich zjištění v oblasti zlepšování služeb a zvyšování uživatelské spokojenosti, zlepšování systému doporučení a také jako nástroj k měření zdraví.

Druhou metaanalýzu realizovali Liu & Campbell (2017). I je zajímavé, jak se osobnost člověka manifestuje v digitálním prostředí. Po zohlednění kritérií vylučujících zařazení bylo do této metaanalýzy zahrnuto 33 studií z nalezených 5 062. Kritériem bylo například to, aby se jednalo o kvantitativní studii, která vychází z Facebooku (nebo ze sociální sítě podobné Facebooku), osobnost musela být měřena škálou s dobrou reliabilitou, musela obsahovat informaci o Pearsonově korelačním koeficientu atd. Hlavní pozornost byla věnována Facebooku z toho důvodu, že se jedná o nejrozšířenější sociální síť. Autoři vycházeli nejenom ze studií, které měří osobnost v klasickém pětifaktorovém modelu, ale i z těch, které užily dvoufaktorový model. Komponenty tohoto modelu se jmenují plasticita a stabilita. Plasticita může být popsána jako míra, s jakou má daný jedinec tendenci generovat nové cíle, nové interpretace stávajícího stavu a nové strategie k dosažení daných cílů. Stabilita je popisována jako míra, s jakou jedinec odolává změně stanovených cílů. Lidé s vysokou mírou stability se nenechají vyvést z míry nepředvídanými událostmi, naopak lidé s nízkou mírou stability mohou mít tendenci v neočekávaných situacích reagovat emočně. Celkem bylo v rámci metaanalýzy sledováno šest proměnných – aktualizaci statusu, interakci s ostatními, počet fotografií, hraní her, vyhledávání informací a počet přátel. V rámci této metaanalýzy byla nalezená pozitivní korelace mezi plasticitou a negativní korelace mezi stabilitou a různými aktivitami na sociálních sítích. Co se pětifaktorového modelu týče, dospěli autoři k závěru, že nejsilnějšími prediktory chování na sociálních sítích jsou rysy extraverte a otevřenost vůči zkušenosti. Svědomitost, neuroticismus a přívětivost korelovaly pouze s pár proměnnými. Liu & Campbell (2017) také upozorňují na riziko publikačního zkreslení, které spočívá v tom, že výzkumníci mohou mít tendenci publikovat spíše studie se statisticky signifikantními výsledky. To samozřejmě ovlivní výsledky metaanalýz. Také upozorňují, že do metaanalýzy byly zahrnuty hlavně studie, které

hodnotí chování na Facebooku na základě výpovědi uživatelů, což může výsledky také ovlivnit (uživatelé mohou uvádět nepřesné hodnoty nebo záměrně klamat).

Tskhay a Rule (2014) realizovali metaanalýzu, do níž zahrnuli 30 studií zkoumajících přesnost a shodu, s jakou jsou hodnotitelé schopni odhadnout osobnostní rysy v pětifaktorovém modelu na základě psaného textu nebo profilu na sociální síti. Výsledky jejich studie ukazují, že nejenom že odhady hodnotitelů byly do vysoké míry shodné, ale že byly v případě čtyř osobnostních rysů (konkrétně v případě extravertze, otevřenost vůči zkušenosti, přívětivost a svědomitost) dokonce přesné. Shoda mezi hodnotiteli byla v rámci jednotlivých studií zařazených do této metaanalýzy vyjádřena obvykle Cronbachovo alfa nebo Kendallovým W. Dále byla v rámci této metaanalýzy věnována pozornost velikosti efektu shody mezi posuzovateli, neboť tento údaj poskytuje výzkumníkům informaci ohledně potřebného počtu hodnotitelů. Z hlediska velikosti efektu nebylo důležité, zda jsou úsudky tvořeny na základě psaného textu, nebo na základě sociální sítě.

K zajímavým výsledkům dospěl na základě vlastní metaanalýzy Huang (2019). I on se zaměřil na možnosti predikce osobnostních rysů v pětifaktorovém pojetí. Analyzoval výsledky 61 studií, které se zaměřovaly zejména na Facebook, dále pak na Twitter, Instagram a MySpace. Všechny studie byly napsané v angličtině, vycházely však z velmi rozmanitého vzorku. Data pocházela například z USA, Austrálie, Řecka, Koreji, Irska, Belgie, Turecka a Německa. Podle výsledků této metaanalýzy je korelace mezi používáním sociálních sítí a osobnostními rysy malá, konkrétně 0,08 pro neuroticismus; 0,09 pro extravertzi; -0,04 pro svědomitost a -0,01 pro otevřenost vůči zkušenosti a přívětivost. Huang porovnával své výsledky s výstupy výše zmiňované metaanalýzy od Liu & Campbella (2017) a zamýšlel se nad tím, proč mu vztahy mezi osobnostními rysy a chováním na sociálních sítích vyšly menší. Uvádí, že měl přísnější kritéria pro zařazení studií do metaanalýzy. Liu & Campbell například zkoumali proměnné jako je počet přátel a vztah člověka k sociální síti, zatímco Huang se soustředil pouze na frekvenci užívání sociálních sítí. Huang také analyzoval více studií, konkrétně 61, zatímco Liu & Campbell vycházeli ze vzorku 33 studií. Huang dále upozorňuje na riziko spojené s metaanalýzami, a sice že autoři mohou mít tendenci zahrnout do metaanalýz pouze studie, které byly publikovány. Když k tomu přidáme tendenci autorů publikovat spíše studie, v rámci kterých byly

zjištěny statisticky významné efekty, narazíme na riziko, že v metaanalýzách mohou vycházet efekty jako významnější.

Błachnio et al. (2013) vydali přehledovou studii, ve které se zaměřili na roli Facebooku v psychologickém výzkumu. Vyhledali 125 článků, resp. 59 po zohlednění kritérií pro zařazení do výzkumu (muselo se jednat o výzkumně zaměřené studie, které zkoumají osobnostní rysy v kontextu chování na Facebooku). Témata studií následně autoři rozdělili do tří tematických celků, kterými jsou studie zaměřené na osobnostní rysy, studie zaměřené specificky na vnímání vlastní účinnosti a do třetice studie zabývající se motivací k používání sociálních sítí. Pro každou z těchto oblastí uvádí přehlednou tabulku s výsledky, ke kterým dané studie dospěly. Zároveň však uvádí jako limit vlastního výzkumu to, že se zaměřili pouze na jednu sociální síť.

2.1 Analýza digitálních stop a výsledků činnosti na LinkedInu

Možností predikce osobnostních rysů uživatelů LinkedInu se ve své diplomové práci na Katedře psychologie zabývala i Šťastná (2019). V rámci explorativního výzkumu hledala spojitost mezi výstupy z Hoganova rozvojového testu (HDS) a Inventáře motivů, hodnot a preferencí (MVPI) na jedné straně a profily uživatelů LinkedInu na straně druhé. Její výzkumný vzorek čítal 129 probandů. Sestavený predikční model dokázal odhadnout některé škály z výše zmíněných dotazníků s adjustovaným koeficientem determinace 15,5 %, přičemž více škál bylo předikováno z MVPI (konkrétně se jednalo o sedm škál – uznání, hédonismus, péče, sociální kontakt, bezpečí, obchod a estetika). Z HDS je podle Šťastné možné predikovat čtyři škály (patrný-úzkostný, rezervovaný-odtažitý, živý-teatrální a svědomitý-puntičkářský). Autorka dále našla vztah mezi podsekcí dobročinné projekty na LinkedInu a skórem na škále péče, neuveřejněním fotografie a škálou opatrný-úzkostný, uveřejněním fotografie a škálou živý-teatrální a počtem spojení a škálou svědomitý-puntičkářský. Naopak nenašla vztah mezi zveřejněním fotografie a skórem na škále sebejistý-arrogantní.

Na stejné téma, tedy na možnosti predikce osobnostních rysů na základě LinkedInu, napsala diplomovou práci i Verschurenová (2011) z Tilburgské Univerzity. V rámci této práce realizovala dvě výzkumné studie. V první se zabývala

otázkou shody mezi pozorovateli, konkrétně pěti studenty psychologie, kteří odhadovali na základě vlastního úsudku osobnostní rysy uživatelů LinkedInu v pětifaktorovém modelu, přičemž shodnout se jim podařilo pouze v predikci extraverte ($r = 0,37$; $p = 0,003$). Druhá studie se zaměřuje na přesnost odhadů, konkrétně do jaké míry se úsudky hodnotitelů shodují s výsledky daného člověka ve standardizovaném osobnostním dotazníku. Dobré přesnosti dosahovaly predikce rysů otevřenost vůči zkušenosti ($r = 0,39$; $p = 0,00$), extraverte ($r = 0,24$, $p = 0,01$) a přívětivosti ($r = 0,29$, $p = 0,002$). Autorka na základě obou studií formuluje závěr, že osobnost je na základě LinkedIn profilu možné predikovat tím lépe, čím více informací tento profil obsahuje. Tato studie se oproti jiným liší tím, že se kromě pětifaktorového modelu osobnosti zaměřuje i na osobnostní rys machiavellismus. Autorka studie tento machiavellismus vymezuje jako míru, do jaké se člověk chová pragmaticky a věří, že účel světí prostředky. Uvádí, že tento rys se dá použít jako validní prediktor pracovního výkonu. I ten byli hodnotitelé do jisté míry schopni predikovat ($r = 0,29$ a $p = 0,002$).

Faliagka et al. (2012) využili analýzu digitálních stop k automatizaci procesu výběru zaměstnanců. Sestrojili model, který za pomoci jazykové analýzy (konkrétně programu LIWC) a LinkedIn profilu predikuje osobnostní rysy a na základě těchto informací následně hodnotí kandidáty v souvislosti s požadavky obsazované pozice. Model do celkového hodnocení kandidátů však kromě osobnostních rysů zahrnuje i další proměnné, např. vzdělání a pracovní zkušenosti. V rámci výzkumné studie Faliagka et al. (2012) ověřovali funkčnost navrženého modelu v praxi. Konkrétně na vzorku 100 lidí, kteří mají profil na LinkedInu, mají osobní blog a byli výzkumníky nalezeni na Googlu. Výzkumníci nechali ohodnotit vhodnost těchto potenciálních kandidátů jak svým modelem, tak živými hodnotiteli – specialisty náboru. Následně vypočetli Spearmanův korelační koeficient pro oba tyto soubory posudků a dospěli k závěru, že $r_s = 0,63$.

Aguado et al. (2019) zkoumali kritériální validitu výběru kandidátu v IT sektoru na základě jejich LinkedIn profilu. Zaměřili se zejména na vztah mezi podobou profilu a pracovním výkonem. Pracovali se vzorkem 615 probandů. Pracovní výkon je podle autorů této studie ovlivněn produktivitou, absentérstvím a potenciálem pro rozvoj

v profesní oblasti. Pomocí faktorové analýzy vytvořili čtyřfaktorový model, který postihuje 55 % celkové variance. Jednotlivé faktory jsou syceny těmito proměnnými:

- 1. faktor zvaný šíře profesních zkušeností: pracovní zkušenost, pracovní pozice, společnosti a délka popisu pracovní zkušenosti, rozsah.
- 2. faktor zvaný intenzita interakce se sociální komunitou: sledované společnosti, počet kontaktů, sledované novinky, sledované skupiny, potvrzené schopnosti a získané doporučení.
- 3. faktor zvaný aktualizace znalostí: univerzitní vzdělání, sledované univerzity, absolvovaná školení.
- 4. faktor zvaný šíře informací nesouvisejících s profesní oblastí: počet vyplněných kategorií, uvedené jazyky, zájmy a dobročinné projekty.

Bhardwaj et al. (2016) v rámci své studie zkoumali možnosti predikce osobnosti na základě analýzy digitálních stop získaných z více sociálních sítí najednou. Konkrétně se zaměřili na kombinaci informací z Facebooku a z LinkedInu. Podle výsledků jejich studie informace z více zdrojů (více sociálních sítí) zlepšuje odhad čtyř osobnostních rysů z modelu Big Five, pouze extraverte byla v rámci jejich výzkumu predikována lépe jen za použití jediné sociální sítě, LinkedInu. Co se týče schopnosti jednotlivých proměnných na LinkedInu predikovat osobnostní rysy, autoři dospěli k následujícímu závěru. Otevřenost může být predikována pomocí délky profilu a počtu uvedených dovedností, stejně tak i svědomitost, která může predikována i pomocí počtu spojení. Extraverte je dle výsledků této studie predikovatelná pomocí délky profilu, počtu spojení a počtu negativních slov (tj. slov spojených s negativními emocemi, jako je např. hněv, hostilita, úzkost, vina atd.). Přívětivost je predikovatelná pomocí počtu uvedených dovedností a konečně neuroticismu pomocí počtu jak negativních, tak pozitivních slov. Limitem této studie je však nižší počet probandů ($N = 31$). Autoři sledovali také pouze pět nezávisle proměnných.

Fernandez et al. (2017) se zabývali možnostmi predikce osobnostních rysů na základě fotografie z profesního životopisu. Nejednalo se sice o fotografii z LinkedIn profilu, nýbrž z klasického papírového životopisu. Dle mého názoru lze ale očekávat, že výsledky jsou do určité míry zobecnitelné i na online verzi profesního životopisu, tedy na osobní profil na LinkedIn. Autoři této studie sledovali čtyři

proměnné týkající se fotografie: zda je fotografie barevná (ano x ne), typ pozadí fotografie (neutrální, tzn. jednobarevné, nebo specifické, tzn. zachycující domov/venkovní prostředí), zda se zobrazená osoba usmívá (hodnoceno na sedmi bodové škále) a do jaké míry je formálně oblečená (opět hodnoceno na sedmi bodové škále). Osobnost měřili autoři této studie v pětifaktorovém modelu prostřednictvím dotazníku IPIP. K analýze získaných dat použili metodu parciálních korelací, kdy brali v potaz i věk a pohlaví probandů. Jediná ze čtyř zvolených proměnných, konkrétně barva fotografie, nebyla podle výsledků této studie ve vztahu s osobnostními rysy. Autoři však našli korelaci mezi pozadím fotografie a dvěma rysy, přívětivostí a svědomitostí (participanti s neutrálním pozadím skórovali statisticky významně výše na obou těchto škálách). Pozitivní korelace byla také nalezena mezi přítomností úsměvu a rysem extraverze a emoční stability. Pozitivní korelace byla dále mezi formálností oblečení a emoční stabilitou.

Ma & Leung (2019) zkoumali vliv osobnostních rysů a uživatelského chování na LinkedInu na vnímání zisku sociálního kapitálu. Tento výzkum byl realizován v Číně na vzorku 301 probandů a citovala jsem ho již v rámci své bakalářské práce (Fousková, 2019). Autoři vycházeli také z pětifaktorového modelu osobnosti. Podle výsledků této studie přívětiví lidé, kteří zároveň často využívají LinkedIn za účelem sledování profesních informací sdílených organizacemi subjektivně vnímají, že získávají sociální kapitál. Extravertní uživatelé a také probandi skórující nízko na škále emoční stability používají LinkedIn statisticky častěji v porovnání s lidmi introvertními a také lidmi s vysokým skóre na škále emoční stability. Zároveň mají tyto lidé tendenci využívat LinkedIn ke sledování profesních informací, k sebepropagaci, ale také za účelem budování strategických kontaktů.

3. Vybrané příklady užití analýzy digitálních stop a výsledků činnosti v praxi

3.1 AnalyzeWords a odhad osobnostních rysů uživatelů Twitteru na základě analýzy jazyka

AnalyzeWords je internetová aplikace, kterou jsem zmiňovala již v rámci své bakalářské práce (Fousková, 2019). Tato aplikace umožňuje komukoliv zdarma zadat přezdívku libovolného uživatele Twitteru a následně získat predikci osobnostních rysů tohoto uživatele. Podmínkou je, aby zadaný profil byl v anglickém jazyce (tzn. obsahoval příspěvky v anglickém jazyce), neboť odhad osobnostních rysů je získán na základě jazykové analýzy prostřednictvím programu LIWC (Linguistic Inquiry and Word Count). Jedná se o jedinečnou aplikaci, která nemá obdoby, co se vědecké evidence týče.

Autorem AnalyzeWords je americký sociální psycholog, James W. Pennebaker. Pennebaker se začal o analýzu textu zajímat už v 80 letech minulého století. Zpočátku se předmětem jeho zájmu stalo expresivní psaní – všiml si totiž, že lidé, kteří prožili traumatickou událost, o kterou se podělili s ostatními, jí následně lépe zpracovali a méně trpěli následky, v porovnání s lidmi, kteří o této události nemluvili. V 90. letech minulého století začal Pennebaker do svých výzkumů zapojovat počítačové programy. Program LIWC sestrojil společně se svou studentkou, Marthou Francis (Pennebaker, 2013).

LIWC při textové analýze pracuje tím způsobem, že nejprve spočítá všechna slova analyzovaného textu a následně je rozřadí do předem určených kategorií. Pozornost je přitom věnovaná zejména slovům funkčním, jako jsou například spojky či předložky, oproti slovům obsahovým, která jsou nositeli významu (podstatná jména, zájmena atd.). Podle procentuálního zastoupení jednotlivých kategorií následně program dokáže vytvořit osobnostní profil člověka, jehož text analyzuje. Autoři tohoto nástroje vyzdvihují jako jeho výhody oproti využití lidských hodnotitelů rychlost, schopnost analyzovat v krátkém čase i velké množství textu a test-retestovou reliabilitu, která se rovná 1. Na druhou stranu Pennebaker přiznává, že LIWC má i své nevýhody.

Nedokáže například rozeznat sarkasmus a ironii. Selhává také v případě, kdy je možné jedno slovo vykládat různými způsoby, a to v závislosti na kontextu, v jakém je užito (Pennebaker, 2013).

3.2 Patentovaný program na odhad osobnostních rysů uživatelů Spotify na základě jejich hudebních preferencí

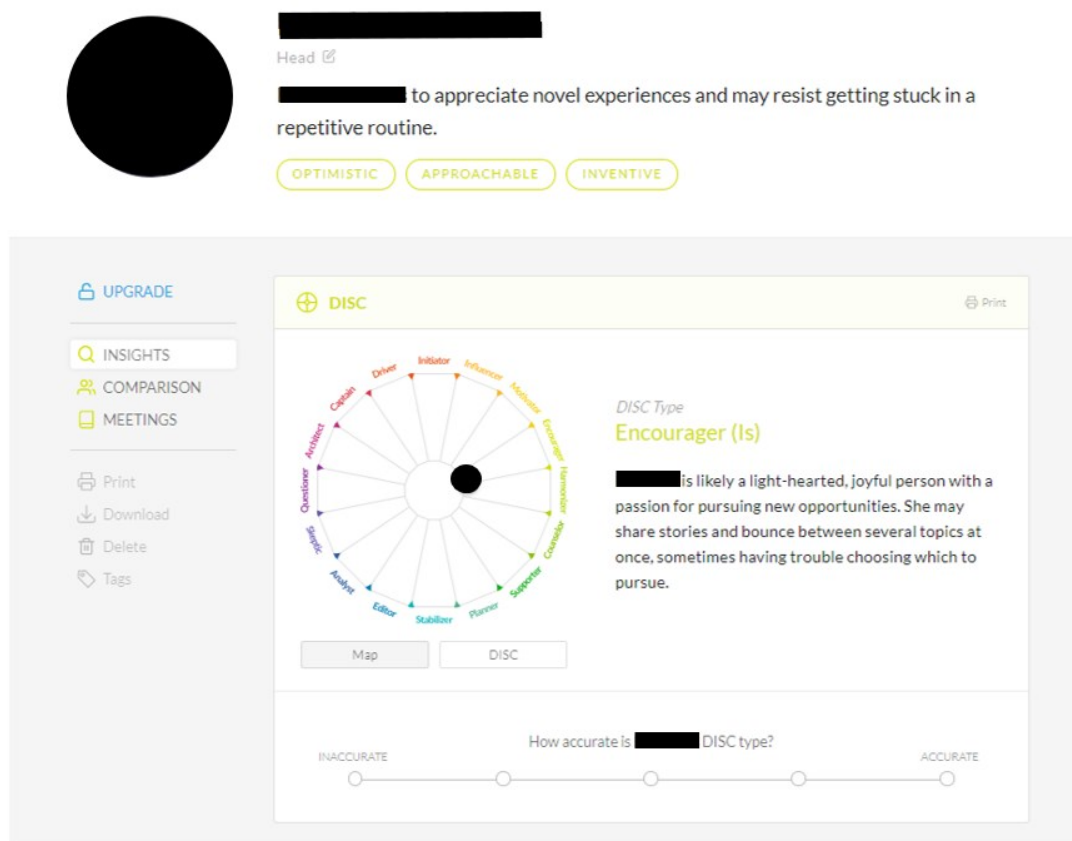
Spotify je hudební aplikace původem ze Švédska, jejímž účelem je poslech muziky a rozhovorů. Jedná se o celosvětově nejpoužívanější aplikaci svého druhu (Spotify, 2020). V říjnu roku 2020 si společnost stojící za vývojem této aplikace nechala patentovat soubor metod, jehož cílem je odhadnout osobnostní rysy uživatelů Spotify v pětifaktorovém osobnostním modelu a následně jim nabídnout personalizovaný obsah, jako je např. výběr písní, reklam a tón hlasu. Extravertnějším uživatelům tak může Spotify nabídnout například více energizující reklamy a písně, které se obvykle hrají na večírcích. Introvertnějším uživatelům mohou být naopak přehrány reklamy, které působí více rezervovaně. Za vývojem tohoto algoritmu stojí tým datových analytiků a specialistů na strojové učení, kteří o výsledcích své práce také publikovali článek. V něm Anderson et al. (2020) popisují, že v rámci vývoje tohoto programu zanalyzovali 662 000 hodin muziky, kterou v průběhu 3 měsíců poslouchalo 5 808 uživatelů aplikace Spotify. Celkem si uživatelé pustili 17,6 milionů skladeb. Kromě osobnostních rysů uživatelů brali členové výzkumného týmu v potaz i další proměnné, jako jsou např. nálada, pohlaví a demografické údaje. Kromě poslouchaných skladeb zkoumali také chování uživatelů, např. frekvenci, s jakou posluchači přeskakovali mezi jednotlivými písněmi či rozhovory, množství písní a rozhovorů které uživatelé přeskočili celkově během jednoho poslouchání, zda a jak používali možnost promíchání seznamu skladeb atp. S využitím metody strojového učení dospěli výzkumníci k závěru, že osobnostní rysy mohou být na základě hudební preference a poslechového chování predikovány se střední až vysokou přesností, přičemž s největší přesností (0,811) byla predikována extraverze, následovaná emoční stabilitou (0,777), přívětivostí (0,621), svědomitostí (0,618) a otevřeností vůči zkušenosti (0,530). Nicméně, jak autoři přiznávají v diskusi, limitem této studie je, že se výzkumný vzorek sestává pouze z lidí žijících v USA.

3.3 Crystal a odhad osobnostních rysů uživatelů LinkedInu na základě jejich aktivity a podoby profilu

Příkladem automatizovaného využití digitálních stop k predikci osobnostních rysů je aplikace Crystal, jejíž autory jsou d'Agostino a Skloot (2020). Funguje na principu umělé inteligence a strojové učení a byla vyvinuta v roce 2014 za účelem predikce osobnosti uživatelů LinkedInu bez nutnosti administrace jakéhokoliv testu. Podle d'Agostina a Skloota (2020) je Crystal možné využít ve třech hlavních oblastech. Těmi jsou obchod, nábor zaměstnanců a koučink. Použití je velmi snadné, stačí si stáhnout rozšíření pro tuto aplikaci do internetového prohlížeče a následně se při zobrazení libovolného profilu na LinkedInu nabídne možnost zobrazit osobnostní profil daného člověka tak, jak ho odhadl Crystal. Po zvolení této možnosti se objeví postranní panel s profilem daného člověka, jak je vidět na snímku obrazovky níže (jméno a profilová fotografie jsou z důvodu ochrany soukromí začerněné).

Obrázek 1.

Osobnostní profil podle aplikace Crystal



Vidíme zde krátký popis osobnosti. Na stejné stránce jsou také informace o tom, co tohoto člověka motivuje, co je pro něj přirozené a co mu energii naopak ubírá (to už není na Obrázku 1 vidět). Dále Crystal nabízí konkrétní tipy, jak s danou osobou zahájit konverzaci podle toho, jakou úroveň formálnosti tento člověk pravděpodobně preferuje, zda se orientuje na data nebo na vztah atd. Autoři uvádějí, že Crystal používá tisíce klientů po celém světě, včetně známých firem jako je např. Google, Oracle, Coca Cola a další.

Mezi limity Crystalu patří to, že nikde nejsou uvedené jeho psychometrické vlastnosti. Na webových stránkách se lze dočíst, že Crystal využívá metody DISC (v originálu „the DISC assessment“). Problém s osobnostním modelem DISC spočívá v tom, že není patentovaný a vznikají tak různé více či méně vědecky podložené osobnostní dotazníky založené na tomto modelu osobnosti. Scullard a Baumová (2015) jsou autoři metody Everything DiSC, která má dobré psychometrické kvality. Jelikož se ale autoři Crystalu neodkazují na metodu Everything DiSC, ale pouze DISC, vede mě to k domněnce, že při vývoji Crystalu použili méně kvalitní variantu DISC. K pochybám vybízí i fakt, že na webových stránkách Crystalu je možné vyplnit si Enneagram test, což je další metoda, která se setkává s kritikou coby nevědecká teorie osobnost (Heřt, 2008). Riso Hudsonův test sice operacionalizoval jednotlivé osobnostní typy dle této typologie a jeho psychometrické vlastnosti jsou opakovaně zkoumány (Newgent et al., 2004), bohužel mi ale ze stránek Crystalu opět není jasné, jakou verzi Enneagramu autoři používají. Do třetice, webové stránky Crystalu (Skloot, 2019) uvádějí, že přesnost predikcí na základě LinkedIn profilů je 80 %. V případě vyplnění osobnostních dotazníků je přesnost prý 97 %. Přesnost je v tomto případě měřená mírou, do jaké lidé souhlasí s výslednou predikcí. Zde lze vznést metodologickou námitku v podobě Forerova efektu, tedy tendence lidí vnímat jakékoliv obecné tvrzení o jejich osobnosti jako přesně vystihující (Poškus, 2015). Větší vypovídající hodnotu by mělo porovnání výstupů Crystalu se zlatým standardem, což ale patrně neproběhlo, nebo to aspoň není nikde uvedeno.

Další otázkou, kterou je nezbytné si položit, je etika použití Crystalu pro posouzení osobnosti uživatelů LinkedInu, kteří nemusí být seznámeni s faktem, že někdo pomocí automatického nástroje odhaduje jejich osobnost a na základě toho činí

rozhodnutí například o jejich zařazení či nezařazení do výběrového řízení. Na webových stránkách Crystalu (2021) je k tomuto uvedeno, že Crystal používá jen veřejně dostupná data o třetí straně (tzn. o uživateli LinkedInu), pro která neexistuje důvodné podezření, že je chce třetí strana uchovat jako soukromá. Na stránkách je také v souladu s GDPR uvedené poučení o právech subjektů údajů dotázat se, jaké informace o nich Crystal eviduje. Osobně se však domnívám, že toto není dostačující a že by užití aplikací typu Crystal nebo AnalyzeWords mělo být podmíněno udělením dobrovolného souhlasu člověka, jehož osobnost je hodnocena.

4. Etika

Při výkonu psychologické profese, v rámci psychologického výzkumu a také při užití psychodiagnostických nástrojů je nesmírně důležité vycházet z platných předpisů a respektovat základní etické principy naší společnosti. Bohužel, jak uvádí Svoboda et al. (2003), v České republice v současné době neexistují obecně závazné a uznávané normy upravující specificky psychologickou či psychodiagnostickou praxi. Nehledě na neexistenci závazných norem upravujících specificky psychologickou profesi, je nutné vycházet z platné legislativy, která se nevztahuje specificky na výkon psychologické profese (např. Listina základních lidských práv a svobod, Nařízení Evropského parlamentu a Rady (EU) č. 2016/679 – dále jako GDPR atd.). Oblasti, na které je třeba brát při psychologickém výzkumu zřetel, jsou specifikované také v Etickém kodexu psychologické profese: Verze 2017, vydaného v roce 2017 Českomoravskou psychologickou společností. Sice se nejedná o normu, která by byla právně vymahatelná, přesto však kodex plní úlohu určitého profesního standardu. Najdeme zde upozornění na důležitost zachování mlčenlivosti a respektování důvěrné povahy získaných informací. Etický kodex také vyzdvihuje důležitost ochrany získaných informací a s tím související možnosti uchování dat. To klade nárok na výzkumníky, aby přijali přiměřená a odpovídající opatření za účelem zajištění bezpečí získaných a zpracovávaných informací, která mají mnohdy citlivou povahu.

Pokud získané informace nejsou anonymizovány a dá se na jejich základě identifikovat konkrétní fyzická osoba, mají tato data povahu osobních údajů a je nutno s nimi nakládat v souladu s GDPR (2016). Osobní údaje mohou být zpracovány jen na základě právního důvodu (tím je například poskytnutí souhlasu ke zpracování osobních údajů, zákonem oprávněný zájem správce, nebo plnění smlouvy). Subjekt údajů by vždy měl být informován, za jakým účelem a v jakém rozsahu jsou jeho data zpracovávána. Pokud jsou jeho data zpracovávána na základě souhlasu, má právo tento souhlas kdykoliv bez udání důvodu odvolat. O svých právech by měl být informován.

V 7. článku Listiny základních lidských práv a svobod (1991) zase najdeme deklaraci o nedotknutelnosti osoby a jejího soukromí, vyjma případů stanovených zákonem. V kontextu analýzy digitálních stop a výsledků činnosti je potřeba spokojit

se s daty, která jsou veřejná (například veřejně viditelná část profilu), nebo s daty, k jejichž použití byl poskytnut souhlas. V dnešní době není sice obtížné pomocí různých technologií získat přístup i k soukromé části profilů uživatelů na sociálních sítích, použití těchto dat je ale samozřejmě z etického hlediska naprosto nepřijatelné.

D'Agostino a Skloot (2020) ve své publikaci uvádí, že při zpracování uživatelských dat získaných z profilů na sociálních sítích by se výzkumníci neměli řídit jen legislativními normami, ale především tím, jaké standardy pro práci s těmito údaji jsou uživateli internetu očekávány a vyžadovány. Konkrétně doporučují dodržování tří principů:

1. Přesně uvádět, za jakým účelem jsou informace o daném uživateli používány.
2. Zpracovávat pouze data, na jejichž zpracování byl poskytnut souhlas.
3. Zveřejňovat pouze data, k jejichž zveřejnění byl poskytnut souhlas.

Že je potřeba mít se na pozoru při používání digitálních technologií, zejména pak umělé inteligence a strojového učení, dokládá situace, která se stala ve společnosti Amazon v roce 2018. Nejprve na něj upozornila agentura Reuters a dále s odkazem na ní i další média (Dastin, 2018). Tým odborníků zde od roku 2014 pracoval na počítačovém programu, který by s využitím strojového učení vyhodnocoval životopisy uchazečů o zaměstnání a hodnotil je na pěti stupňové škále dle souladu s pracovní pozicí, na kterou se tito uchazeči hlásili. Už v roce 2015 se ale ukázalo, že tento program dává statisticky významně méně bodů životopisům žen, v porovnání s životopisy kandidátů mužského pohlaví. Konkrétně systém penalizoval výskyt slov „žena“. Autoři programu se obhajovali tím, že program se toto chování naučil na základě hodnocení lidských hodnotitelů, kteří tak činili patrně nevědomky. Pravdou však zůstává, že tento případ poškodil nejen uchazeče o práci ženského pohlaví, ale i reputaci společnosti Amazon.

Výzkumná část

5. Výzkumný problém, cíle výzkumu a výzkumná otázka

Cílem navrhované výzkumu je ověřit, zda a do jaké míry je přínosné využít přístup zaměřený na člověka k predikci chování v online prostředí platformy LinkedIn. Přístup zaměřený na člověka byl vybrán z toho důvodů, neboť je poměrně mladý, a žádný výzkum, který by z něj vycházel v kontextu predikce chování na LinkedInu, zatím realizovaný nebyl. Oproti tomu predikcí vybraných osobnostních charakteristik prostřednictvím veřejně dostupných stop činnosti na internetu (konkrétně podle podoby LinkedIn profilu) v kontextu tradičnějšího přístupu zaměřeném na proměnou se ve své diplomové práci věnovala Šťastná (2019).

LinkedIn byl jako zdroj informací o osobnosti vybrán také záměrně. Jak jsem uváděla již v rámci své bakalářské práce (Fousková, 2019), značné množství výzkumných studií se poslední dobou zabývá predikcí osobnostních rysů na základě analýzy osobních sociálních sítí (např. Gosling et al., 2011; Kern et al. 2018; Segalin et al., 2017). Oproti tomu na profesní sociální sítě, tedy například na LinkedIn, GitHub nebo XING, se zaměřuje výrazně méně výzkumů. Důvodem může být to, že zatímco profil na LinkedInu mělo v lednu 2021 722 milionů uživatelů, na Facebooku mělo profil ve stejném měsíci 2,75 miliard uživatelů (Newberry, 2021). LinkedIn přitom v dnešní době hraje důležitou roli v rámci náboru zaměstnanců. Podle Guilfoyle et al. (2016) ho při náboru používá 94 % managerů hledajících zaměstnance. Pokud by se LinkedIn ukázal jako vhodný zdroj dat o osobnosti, mohlo by to výrazně zefektivnit proces výběrového řízení.

Jelikož se mi nepodařilo nalézt výzkum, který by mapoval přínosnost přístupu zaměřeného na člověka k predikci chování v online prostředí platformy LinkedIn, má výzkum podobu explorativní studie. Nejsou proto stanoveny hypotézy, nýbrž výzkumné otázky (Sebera, 2012). Ty zní následovně:

- **Výzkumná otázka 1:** Je možné predikovat osobnostní typ člověka na základě jeho aktivity a podoby profilu na LinkedInu?

- **Výzkumná otázka 2:** Jaké proměnné zahrnuté v predikčním modelu nejlépe predikují osobnostní typ?

6. Design výzkumného projektu

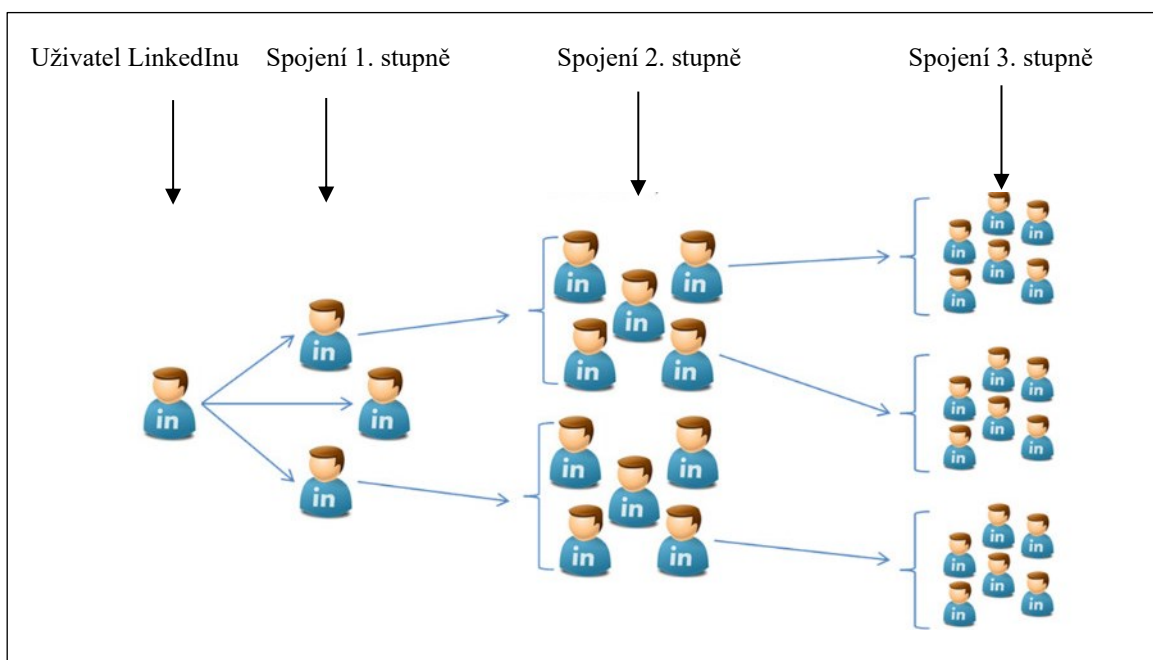
6.1 Metody získávání dat

Data byla sbírána v období od 12. 2. 2021 do 14. 3. 2021. Účastníci výzkumu byli o výzkumu informováni prostřednictvím sociálních sítí LinkedIn a Facebook. Za tímto účelem byla v programu Canva vytvořena infografika, která je uvedena v příloze 1. Výzvu k účasti na výzkumu jsem sdílela prostřednictvím svého profilu na LinkedInu a Facebooku, přičemž dosah příspěvku na LinkedInu byl kolem 5 000 lidí. Krom toho výzvu sdílelo dalších asi 20 uživatelů LinkedInu, včetně tzv. influencerů (vlivných a známých uživatelů), kteří mají tisíce sledujících. Někteří lidé tuto nabídku sdíleli ze své vlastní vůle, jiné jsem o to požádala, protože jsem věděla, že mají vybudovanou velikou síť kontaktů například z toho důvodu, že pracují v náboru zaměstnanců a LinkedIn je pro ně pracovní nástroj. Nabídku účasti na výzkumu jsem také vložila do různých skupin na Facebooku (např. Andragogika, Chci studovat psychologii atd.).

Komunikace s účastníky výzkumu probíhala prostřednictvím e-mailu. Nejprve byli účastníci požádáni o propojení se se mnou na LinkedInu. To je potřeba z toho důvodu, abych měla přístup k jejich profilům z pohledu spojení 1. stupně. V rámci nastavení soukromí na LinkedInu je totiž možné zvolit si, jaké informace uvidí spojení 1. stupně (tzn. lidé, se kterými se daný uživatel vědomě propojil), jaké informace uvidí spojení 2. stupně (tzn. lidé, kteří sice nejsou ve spojení s daným uživatelem, ale mají společná spojení) a jaké informace uvidí veřejnost (tzn. lidé mimo profesní síť daného uživatele). Pokud bych měla přístup k některým profilům z pohledu 1. stupně a k jiným z pohledu 2. stupně, mohlo by to ovlivnit výsledky. Účastníci výzkumu byli ale informováni, že toto propojení za účelem výzkumu je možné zrušit k určitému datu, jak je popsáno také v podkapitole o etice výzkumu.

Obrázek 2.

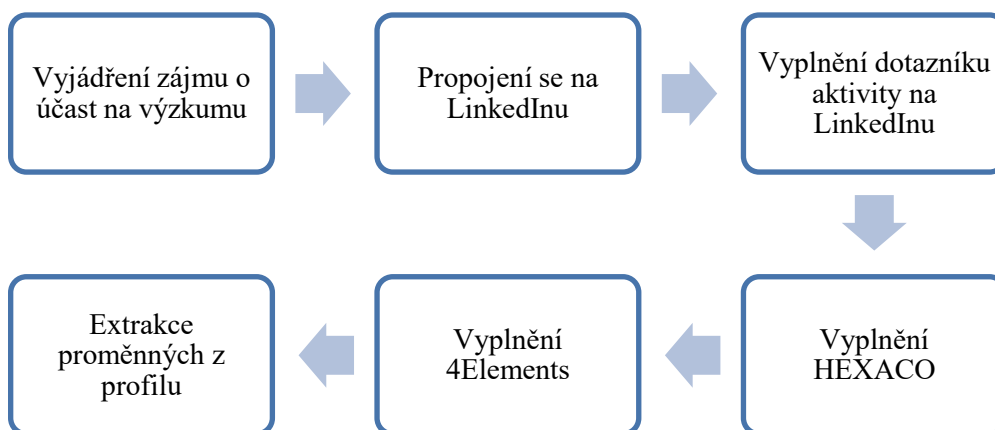
Stupně spojení na LinkedIn (upraveno podle Bania, 2017)



Dále byli účastníci výzkumu požádáni o vyplnění tří dotazníků v pořadí: nestandardizovaný dotazník aktivity na LinkedInu, osobnostní inventář HEXACO-PI-R (dále i jako HEXACO) a osobnostní inventář 4Elements Personality Inventory® (dále i jako 4Elements). Toto pořadí je dáno omezeným množstvím přístupových údajů k 4Elements, které jsem měla k dispozici. Snažila jsem se vyhnout tomu, že by si někteří účastníci vyplnili 4Elements, ale už by nevyplnili HEXACO a dotazník aktivity na LinkedInu, a jejich data by tím pádem nemohla být zařazena do analýzy. Následně byly manuálně extrahovány proměnné z LinkedIn profilů. Tím vznikl datový soubor čítající více než 6 700 polí. Celý tento proces je také znázorněn na níže uvedeném obrázku.

Obrázek 3.

Průběh výzkumu a sběru dat



6.1.1 Sledované proměnné z LinkedIn profilů

Z LinkedIn profilů účastníků výzkumu byly sledovány tyto proměnné:

- Počet spojení (maximální hodnota, které může nabývat tato proměnná je 500, protože pokud má uživatel na LinkedInu více než 500 spojení, nezobrazuje se přesné číslo, ale „500+“).
- Uvedení telefonního čísla v sekci „kontaktní údaje“ (ano x ne).
- Uvedení data narození v sekci „kontaktní údaje“ (ano x ne).
- Uvedení e-mailu v sekci „kontaktní údaje“ (ano x ne).
- Informace o vzdělání (ano x ne).
- Přítomnost profilové fotografie (ano x ne).
- Přítomnost fotografie na pozadí (ano x ne).
- Upravená adresa URL (ano x ne; uživatelé LinkedInu mají možnost si v nastavení upravit URL adresu svého profilu z automaticky generované podoby, která může být například <https://www.linkedin.com/in/ghjl-fghk-b955a4170/>, na kratší a lépe vypadající tvar, např. <https://www.linkedin.com/in/j.novak/>).
- Počet slov v sekci „o mně“.
- Počet slov popisujících pracovní zkušenosti (nepočítá se název pozice, název společnosti, informace o výši úvazku a datum působení na dané pozici).

- Počet sdílených příspěvků za poslední měsíc.
- Počet sdílených článků za poslední rok.
- Počet obdržných doporučení.
- Počet udělených doporučení.
- Počet uvedených dovedností a potvrzení (do sekce „dovednosti a potvrzení“ mohou účastníci vyplňovat své dovednosti a získávat potvrzení od ostatních uživatelů LinkedInu, že těmito dovednostmi skutečně disponují).
- Počet uvedených dosažených cílů (do sekce cíle se vyplňují jazyky, získaná ocenění, či publikované články).
- Počet zájmů (v sekci zájmy se zobrazují jedinci, organizace a školy, které daný uživatel LinkedInu sleduje).

6.1.2 Dotazník aktivity na LinkedInu

Dotazník aktivity na LinkedInu byl administrován prostřednictvím internetové platformy SurveyMonkey. Jedná se o krátký nestandardizovaný dotazník, který byl sestaven za účelem toho výzkumu. Některé otázky byly formulovány na základě zjištění z jiných výzkumů. Například Ma & Leung (2019) našli pozitivní korelaci mezi rysem extraverte a frekvencí užívání LinkedInu. Také Gosling et al. (2011) dospěli k závěru, že extraverti používají sociální síť častěji než introverti. Jejich výzkum se sice zaměřoval na jinou sociální síť, konkrétně na Facebook, ale dle mého názoru lze očekávat podobný trend i v případě LinkedInu. Podle výše citované studie těchto autorů měli také extraverti větší počet přátel, častěji aktualizovali informace o sobě a častěji psali komentáře. Do třetice tito autoři našli pozitivní korelaci mezi rysem svědomitost a časem, kteří uživatelé Facebooku strávili na různých stránkách v rámci této sociální sítě.

V úvodní části dotazníku byli účastníci informováni, že dotazník obsahuje deset otázek a že je potřeba odpovědět na všechny z nich. Otázky v dotazníku jsou zpravidla uzavřené formou výběru z nabízených možností, s výjimkou otázek č. 1 (jméno), č. 4 (profese) a č. 10 (účel užívání LinkedInu), kde bylo možné odpověď více rozepsat. V rámci tohoto dotazníku byly zjišťovány i základní demografické údaje o účastnících (pohlaví, věk a profese). Jméno bylo třeba uvést z důvodu párování

s výsledky ze standardizovaných inventářů a s profilem na LinkedInu. Níže je uvedené celé znění dotazníku:

1. Jméno a příjmení:

-

2. Pohlaví:

- Muž
- Žena

3. Věk

- 15–24 let
- 25–34 let
- 35–44 let
- 45 let a více

4. Jaká je Vaše profese?

- Finance a bankovníctví
- Psychologie
- Personalistika
- Informační technologie
- Doprava a logistika
- Marketing
- Obchod
- Vzdělávání
- Právo
- Jiné – prosím, popište.

5. Jak dlouho máte profil na LinkedInu?

- Méně než rok
- 1–2 roky
- 3–4 roky
- 5–6 let
- 7 let a více

6. Jak často používáte LinkedIn?

- 1x za rok a méně

- Párkrát do roka
- Alespoň 2x měsíčně
- Alespoň 1x týdně
- Zpravidla každý všední den

7. Kolik hodin TÝDNĚ strávíte na LinkedIn?

- Méně než hodinu
- 1–2 hodiny
- 3–5 hodin
- 6–9 hodin
- 10 hodin a více

8. Přijímáte pozvánky ke spojení?

- Téměř nikdy
- Spíše ne
- Záleží na situaci
- Spíše ano
- Téměř vždy ano

9. Posíláte Vy sám/sama pozvánky ke spojení?

- Nikdy
- Zřídka
- Občas
- Často
- Velmi často

10. Za jakým účelem používáte LinkedIn? Můžete označit více možností.

- Získávání aktuálních informací
- Hledání zaměstnání
- Hledání obchodních příležitostí
- Trávení volného času
- Posílení osobní značky
- Posílení značky zaměstnavatele
- Výzkumné účely
- Networking

- Jiné – prosím, specifikujte.

6.1.3 HEXACO-PI-R

HEXACO-PI-R, celým názvem HEXACO-Personality Inventory-Revised, je standardizovaný osobnostní inventář, jehož autory jsou Lee & Ashton (2012). Pojem HEXACO je akronym složený z prvních písmen názvů šesti škál v angličtině, konkrétně (H)onesty-Humility, (E)motionality, e(X)traversion, (A)greebleness, (C)onscientiousness a (O)penness to Experience. České názvy jednotlivých škál podle Záškodné & Dostála (2016) jsou uvedené v této podkapitole v tabulce 2.

Při pohledu na šest výše jmenovaných dimenzí HEXACA vidíme všech pět dimenzí známých z Big Five, tedy otevřenost vůči zkušenosti, svědomitost, extraverci, přívětivost a neuroticismus. O šesté dimenzi, pojmenované poctivost-pokora, Lee & Ashton (2012) uvádějí, že byla pro psychology neznámá až do roku 2000. V té době byl nejrozšířenějším modelem osobnosti Big Five. Lee & Ashton (2012) se pokoušeli ověřit, zda tento pětifaktorový model bude dobře popisovat i data získaná mimo západní kultury. Konkrétně to zkoumali na vzorku studentů z Koreji. Všimli si, že pětifaktorový model je možné uplatnit i na těchto datech, ale že přiléhavější je model obohacený o šestý faktor, který popisuje vlastnosti související se lstivostí a chamtivostí, nebo na druhé straně spektra naopak s čestností. Zaujatí tímto zjištěním aplikovali nově vytvořený šestifaktorový model na data získaná od probandů mluvících francouzsky a anglicky a opět dospěli k řešení, že šestifaktorový model popisuje osobnost lépe než model pětifaktorový. Své zjištění následně publikovali v časopise *European Journal of Personality*. V současné době je podle Záškodné & Dostála (2016) šestifaktorový model nejrozšířenější v Kanadě a USA.

Ve výzkumu realizovaném v rámci této diplomové práce byla použita 100 položková varianta, standardizovaná na českém vzorku. Metoda HEXACO-PI-R byla vybrána z toho důvodu, že se jedná o dobře zavedenou standardizovanou metodu s českými normami, která díky 6 škálám a 24 subškálám poskytuje podrobný popis osobnostní struktury. Oproti metodám vycházejícím z modelu Big Five nabízí detailnější informaci v podobě šesté dimenze. Účastníci výzkumu tento inventář vyplňovali v testovacím rozhraní společnosti QED GROUP.

Faktorovou strukturu a parametry české adaptace metody HEXACO ověřovali Zášková & Dostál (2016) na vzorku 760 studentů v České republice. Podle jejich zjištění mají všechny hlavní škály vysokou vnitřní konzistenci (hodnota Cronbachova alfa se pohybovala od 0,76 u otevřenosti vůči zkušenosti po 0,88 u extraverte). Také explorativní faktorová analýza s rotací varimax potvrdila šestifaktorovou strukturu.

Následující tabulka obsahuje popis jednotlivých škál a subškál modelu HEXACO.

Tabulka 2

Popis škál HEXACO (upraveno podle Zášková & Dostál, 2016; Lee & Ashton, 2009)

Škála	Subškály	Popis škály
Poctivost-pokora	Opravdovost	Lidé s vysokým skóre na této škále se obvykle vyhýbají manipulaci za účelem osobního prospěchu. Lidé s nízkým skóre mohou mít naopak tendenci k porušování pravidel a mohou mít tendenci cítit se důležitě.
	Čestnost	
	Vyhýbání se chamtivosti	
	Skromnost	
Emocionalita	Bázlivost	Lidé s vysokým skóre na této škále se v náročných situacích mohou cítit ve stresu a mohou v těchto situacích vyžadovat emocionální podporu od ostatních. Naopak lidé s nízkým skóre se málokdy cítí pod tlakem a mají obvykle nižší potřebu sdílet své starosti s ostatními.
	Úzkostnost	
	Závislost	
	Citlivost	
Extraverte	Sociální sebeúcta	Lidé s vysokým skóre na této škále si obvykle užívají sociálních interakcí a cítí se jistě v situacích, kdy mají ostatní vést. Lidé s nízkým skóre se mohou naopak cítit nepopulárně. Také obvykle nevyhledávají situace, ve kterých by měli být středem pozornosti.
	Sociální smělost	
	Společenskost	
	Nadšení	
Přívětivost	Ochota promíjet	Lidé s vysokým skóre dokážou zapomenout na to špatné, co se jim stalo. Také mají tendenci dělat kompromisy a nesoudit ostatní. Lidé s nízkým skóre mohou naopak chovat zášť vůči lidem, kteří je nějakým způsobem poškodili.
	Shovívavost	
	Přizpůsobivost	
	Trpělivost	
Svědomitost	Organizace	Lidé s vysokým skóre bývají obvykle disciplinovaní a zaměřeni na detail. Lidé s nízkým skóre mohou mít naopak tendenci
	Pracovitost	

	Perfekcionismus	vyhýbat se náročným úkolům a mohou dělat impulzivní rozhodnutí bez předchozí racionální kontroly.
	Rozvážnost	
Otevřenost vůči zkušenosti	Estetické prožívání	Lidé s vysokým skóre na této škále mají obvykle rádi umění a přírodu, bývají zvědaví. Často se zajímají o novinky z různých oborů a mají zájem o neobvyklé myšlenky a lidi. Lidé s nízkým skóre naopak nebývají zastánci radikálních a nekonvenčních návrhů.
	Zvědavost	
	Tvořivost	
	Nekonvenčnost	

6.1.44Elements Personality Inventory®

4Elements je standardizovaný osobnostní inventář vydaný společností QED GROUP. V rámci výzkumu byla použita 100 položková varianta, která byla standardizovaná nejprve v roce 2008 po 10 letech vývoje na českém reprezentativním vzorku N = 493. Aktuálně používané normy jsou z roku 2018, kdy byla provedena standardizace na vzorku N = 13 298 (Höschlová & Bahbouh, 2019). 4Elements bylo stejně jako HEXACO administrováno v testovém rozhraní společnosti QED GROUP. Manuál k této metodě není veřejně dostupný, níže uvedené informace tedy vychází z odborných článků a studií publikovaných výzkumníky, kteří se podíleli na vývoji této metody. Například okolnosti vzniku 4Elements jsou popsány v článku od Bahbouha et al. (2006). Zde se dočítáme, že čtyřmi živly coby pralátkou (arché) se zabýval už řecký filozof Empedoklés. Živlová terminologie se však i dnes promítá do běžné řeči. Je možné říct, že někdo stojí nohama pevně na zemi, má hlavu v oblacích, je zaplaven emocemi, nebo umí plamenně hovořit. Aniž by bylo potřeba nějaké bližší vysvětlení nebo znalost psychologie osobnosti, jsou tyto výroky pro laickou veřejnost srozumitelné. To zaujalo Bahbouha, který v roce 1998 inicioval výzkumný projekt na toto téma. V roce 2003 pak vznikla Živlová skupina, která se dále podílela na vývoje metody 4Elements.

Vztahem metody 4Elements k vybraným testům se zabýval Abramčuk (2011), mimo jiné člen Živlové skupiny zmíněné v předchozím odstavci (Bahbouh et al., 2006). Abramčuk (2011) sestavil korelační matici zobrazující vztahy mezi 3. verzí testu 4Elements a metodami MBTI (Myers-Briggs Type Indicator), EPQ-R (Eysenck Personality Questionnaire-Revised) a NEO-FFI (NEO Five-Factor Inventory),

vyjádřené pomocí Pearsonova korelačního koeficientu. Výsledky této studie ukázaly podle očekávání několik korelací, například mezi extravertí a vzduchem (0,516), extravertí a ohněm (0,554) a introvertí a vodou (0,392). Vztah byl nalezen také mezi zemí a smyslovým vnímáním v MBTI (0,425), vodou a cítěním (0,439) a zemí a posuzujícím typem (0,661). Co se vztahu mezi škálami 4Elements a NEO-FFI týče, zde byla nalezena korelace mezi vodou a neuroticismem (0,518) a zemí a svědomitostí (0,652).

Novější replikaci psychometrických vlastností 4Elements v obecné populaci realizovali Höschlová a Bahbouh (2019). Pracovali s daty všech lidí, kteří vyplnili 4Elements v letech 2011 až 2018 ($N = 13\,298$). Tito autoři zkoumali například konstruktovou validitu ověřením čtyřfaktorové struktury dotazníku. Za tímto účelem byla provedená explorační faktorová analýza s rotací varimax. Model získaný tímto způsobem vysvětloval 20,9 % celkové variance. Položková korelace s jednotlivými elementy potvrdila psychometrickou opodstatněnost 4 faktorů (elementů). Reliabilita vyjádřená Cronbachovo alfa byla vysoká, konkrétně se pohybovala od 0,77 (vzduch) po 0,88 (ohně). Guttmanovým koeficient pro split half reliabilitu vyšel od 0,77 (vzduch) po 0,88 (ohně). V roce 2013 byla ověřována test-retestová reliabilita na vzorku $N = 123$, přičemž průměrná korelace mezi dvěma měřeními vzdálenými od sebe tři měsíce byla 0,83; resp. 0,79 pro dvě měření realizovaná po devíti měsících. Všechny tyto hodnoty reliability přesahují 0,7; což je u osobnostních dotazníků požadovaná úroveň.

Výhodou metody 4Elements je to, že je díky živlové metafoře srozumitelná a snadno uchopitelná i pro úplné laiky. Tato metoda byla vytvořená primárně za účelem rozvoje dospělé pracující populace (Höschlová & Bahbouh, 2019). Výsledná zpráva pomáhá poznat strukturu osobnosti daného člověka a zároveň poskytuje tipy, jak pracovat na seberozvoji (QED GROUP, 2021). Možnost vyzkoušet si 4Elements a získat zdarma písemnou zprávu k vlastním výsledkům byla odměna pro účastníky výzkumu a hlavní důvod, proč měli o realizovaný výzkum zájem. Nebylo výjimkou, že účastníci doporučili účast na výzkumu svým partnerům či kolegům, a to právě díky možnosti vyzkoušet si zdarma 4Elements. Jelikož se výzkum zaměřuje na doposud poměrně neprobádané téma a má explorativní podobu, bude zajímavé

prozkoumat, jaký je vztah mezi výsledky 4Elements Personality Inventory® a aktivitou na LinkedInu.

Níže uvedená tabulka obsahuje popis jednotlivých škál (živlů), včetně příkladů položek pro ilustraci.

Tabulka 3

Popis škál 4Elements (upraveno podle Bahbouh et al., 2006; Bahbouh et al., 2012)

Škála	Popis škály	Příklady typických položek
Vzduch	Lidé s vysokým skóre na této škále se snadno přizpůsobují změnám. Mohou být však také nesoustředění a lehkovážní. Jsou inovativní a preferují různorodá zaměstnání.	Učím se zkoušením a experimentováním.
Země	Lidé s vysokým skóre na této škále mají rádi stabilitu a pořádek, mezi jejich silné stránky patří sebekontrola. Na druhou stranu se mohou cítit nejistě v nejednoznačném prostředí a mohou působit puntičkářsky a rigidně.	Považuji za naprosto nezbytné mít určitou finanční rezervu.
Voda	Lidé s vysokým skóre na škále voda jsou obvykle trpělivi a empatičtí. Mají schopnost dobře naslouchat a bývají citliví a pečující. Na druhou stranu však mohou být vnímání jako melancholičtí a přecitlivělí.	Lidé o mně říkají, že jsem někdy přehnaně skromný/á, když prezentuji své výsledky.
Oheň	Lidé s vysokým skóre na škála oheň jsou často temperamentní a soutěživí. Na ostatní obvykle působí sebevědomě. Můžou být však také impulzivní a mohou mít tendenci prosazovat se na úkor ostatních.	Ve skupině často svou mluvou strhnu pozornost ostatních na sebe.

6.2 Metody zpracování a analýzy dat

V rámci analýzy dat jsem nejprve zjišťovala popisnou statistiku výzkumného souboru, tedy například rozložení respondentů z hlediska věku a pohlaví či minimální

a maximální hodnoty a směrodatnou odchylku jednotlivých škál z dotazníků. Také jsem se zaměřila na vztah mezi hlavními škálami dotazníků 4Elements a HEXACO. Proto jsem vytvořila korelační matici.

Jako metodu analýzy dat za účelem vytvoření typů/klastrů jsem zvolila shlukovou analýzu z toho důvodu, že je v rámci výzkumů používaná výrazně častěji než například Q faktorová analýza. Známy světový informační zdroj v oblasti výzkumu Web of science po zadání hesla „cluster analysis“ najde cca 18 700 článků, zatímco pod heslem „Q factor analysis“ najde pouze kolem 140 článků.

Příslušnost k jednotlivým klastrům jsem modelovala pomocí multinomické regresní analýzy. Regresní analýza je metoda, které se používá k odhadu predikované proměnné (v tomto případě pravděpodobnost příslušnosti ke klastru) na základě znalosti prediktorů. Jelikož v modelu uvažuji více než jeden prediktor (informace z LinkedIn profilu a z dotazníku aktivity na LinkedInu), jedná se o multinomickou (mnohočetnou) regresní analýzu.

Data byla analyzována pomocí počítačových programů Microsoft Excel, R a Jamovi.

6.3 Etika výzkumu

V rámci výzkumu byla ctěná veškerá práva účastníků tak, jak je přijala Americká psychologická asociace (APA, 2020). V první řadě byl kladen důraz na to, aby účast na výzkumu nezpůsobila účastníkům nepříjemné důsledky, a aby pro ně nebyla ohrožující více než každodenní standardní život. Vzhledem k aktuální situaci kolem pandemie COVID-19 je velkou výhodou, že sběr dat probíhal zcela online a nevystavoval tak účastníky nebezpečí nákazy tímto onemocněním. Stejně tak komunikace probíhala vzhledem k výše zmíněné pandemii na dálku prostřednictvím e-mailu a telefonu. Účast na výzkumu stála probandy zhruba 45 minut jejich času.

Pobídkou k účasti a odměnou za vynaložený čas byla účastníkům písemná výsledná zpráva k jejich výsledkům ve 4Elements Personality Inventory®. Možnost vyzkoušet si tento rozvojový dotazník a dostat výslednou zprávu několik účastníků pozitivně kvitovalo formou děkovných e-mailů, které jsem od nich dostala.

Respektovala jsem také soukromí respondentů. Povaha výzkumu požadovala propojení mezi mnou a účastníky na LinkedInu, účastníci byli však písemně informováni, že pokud by se mnou nechtěli setrvat propojení, je to v pořádku a mohou toto propojení po určitém datu, kdy skončí sběr dat, odstranit.

V rámci výzkumu jsem dbala na informovanost účastníků. Účastníci tak po vyjádření zájmu o účast na výzkumu obdrželi informace ohledně podoby a cíli realizované studie. Účastníci byli také opakovaně vybízeni, aby se na mě neváhali obracet s případnými dotazy. Této možnosti využilo několik z nich zejména ke konzultaci výsledných zpráv, přičemž všechny jejich dotazy byly zodpovězeny. Jen minimum účastníků mělo otázky ohledně designu probíhajícího výzkumu. S účastníky, kteří o tuto možnost vyjádřili zájem, budou po ukončení studie sdíleny výzkumné závěry. Účastníci byli také informováni o dobrovolné povaze účasti na výzkumu a o tom, že mohou svoji účast kdykoliv ukončit.

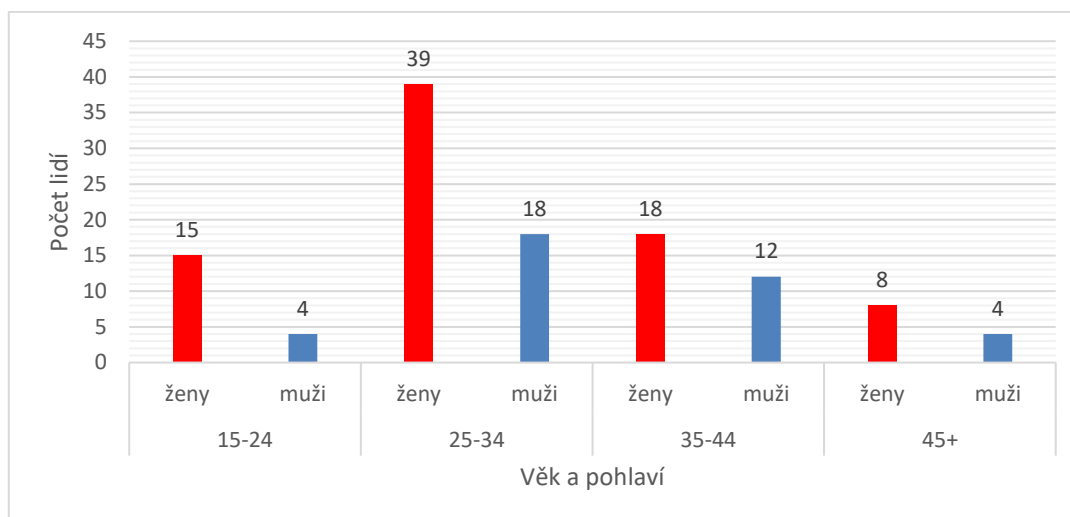
Jelikož povaha výzkumu neumožňovala pracovat s anonymizovanými daty, byl kladen důraz na bezpečí získaných informací. K získaným datům v neanonymizované podobě mají přístup pouze lidé podílející se na vzniku této studie. Dokonce i poskytovatel psychodiagnostiky, společnost QED GROUP, má přístup k datům pouze v anonymizované podobě. Všechna data získaná od účastníků budou po dokončení výzkumu anonymizována. Účastníci na to byli explicitně upozorněni a v případě nesouhlasu by nebyli do výzkumu zařazeni.

7. Výzkumný soubor

Výzkumný soubor byl vytvořen na základě příležitostného výběru (výběru z dobrovolníků). Kritériem pro zařazení do výzkumu bylo mít založený LinkedIn profil, být české národnosti (kvůli místní lokalizaci psychodiagnostických metod), ochota propojit se se mnou na LinkedInu a vyplnění všech dotazníků. Kritériem pro vyloučení z výzkumu bylo pracovat v náboru zaměstnanců, a to kvůli obavě ze zkreslení dat. Lidé pracující v náboru zaměstnanců mohou používat LinkedIn jako pracovní nástroj, přes který kontaktují potenciální uchazeče o zaměstnání, tím pádem mohou mít více spojení a trávit na LinkedInu více času, než kdyby v náboru zaměstnanců nepracovali.

Celkem se výzkumu zúčastnilo 145 probandů. Z tohoto počtu muselo být 27 lidí vyřazeno z důvodu nesplnění kritérií pro zařazení do výzkumu (tito lidé například nevyplnili všechny dotazníky, případně si profil na LinkedInu založili až kvůli účasti na tomto výzkumu a tím pádem informace získané od nich nemohly být zařazeny do analýzy dat). Užší vzorek tak čítal 118 respondentů. Všichni respondenti byli v rámci Dotazníku aktivity na LinkedInu požádáni o uvedení pohlaví (muž x žena) a věku (15–24 let, 25–34 let, 35–44 let a více než 45 let). Tyto kategorie byly sledovány jen u užšího vzorku ($N = 118$), přičemž 80 respondentů uvedlo jako pohlaví „žena“ (68 %) a 38 respondentů uvedlo jako pohlaví „muž“ (32 %).

Věkovou kategorii 15–24 let označilo 19 respondentů (15 žen a 4 muži), 25–34 let 57 respondentů (39 žen a 18 mužů), 35–44 let 30 respondentů (18 žen a 12 mužů) a 45 let a více 12 respondentů (8 žen a 4 muži). Tato čísla jsou znázorněná na Grafu 1.

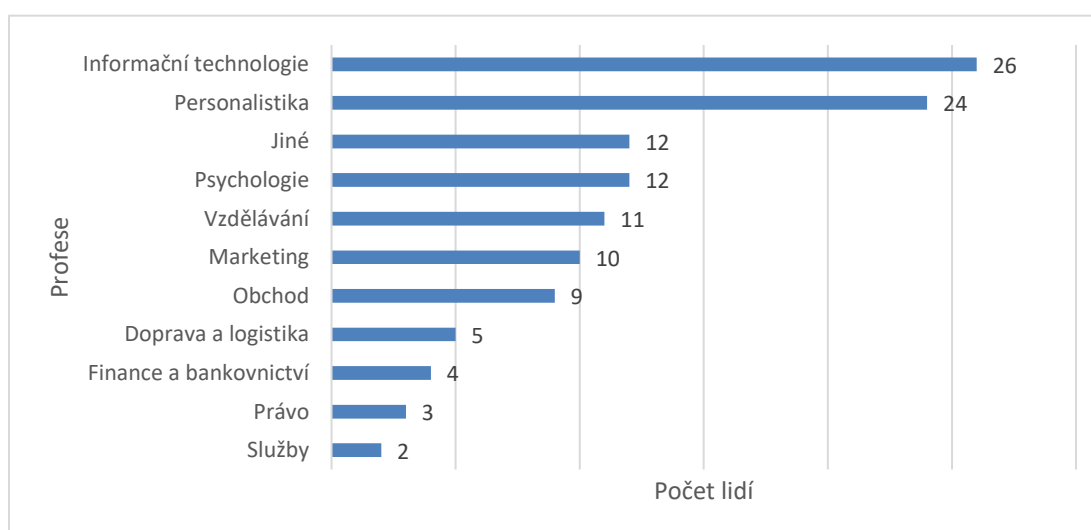


Graf 1

Zastoupení mužů a žen ve výzkumném souboru podle věku

Z grafu je patrné, že nejpočetněji je zastoupená skupina respondentů ve věku 25–34 let. To koresponduje s tím, že 59,9 % uživatelů na LinkedInu je věku 25–34 let (Newberry, 2021).

Respondenti byli požádáni také o uvedení profese. Nejvíce respondentů (konkrétně 26) uvedlo, že pracuje v informačních technologiích. Druhou nejpočetnější kategorií byla personalistika (24 respondentů). Výzkumu se zúčastnili ale i lidé pracující ve státní správě, public relations, grafickém designu, energetice, molekulární biologii a umění (kategorie „jiné“).



Graf 2

Složení výzkumného souboru z hlediska profese probandů

8. Výsledky

Tato kapitola obsahuje deskriptivní popis dat získaných z LinkedIn profilů, z dotazníku aktivity na LinkedInu a z inventářů 4Elements a HEXACO. Dále je zde uvedena korelační matice zobrazující vztahy mezi škálami 4Elements a HEXACO. Na závěr této kapitoly jsou predikční modely.

8.1 Proměnné z profilu na LinkedInu

Celkem bylo z LinkedInu extrahováno 17 proměnných, přičemž 4 proměnné nebyly vzhledem k nízké rozlišovací schopnosti do analýzy dat zařazeny (u většiny respondentů nabývaly tyto proměnné stejné hodnoty). Konkrétně byly vyřazeny proměnné uvedení školy, počet článků napsaných za poslední rok, kontaktní údaje – email a profilová fotografie. Výsledky získané z dat našeho souboru jsou pro větší přehlednost shrnuté do dvou tabulek, tabulka 4 obsahuje metrické škály (nabývající různých číselných hodnot) a tabulka 5 dichotomické škály (odpověď ano x ne)

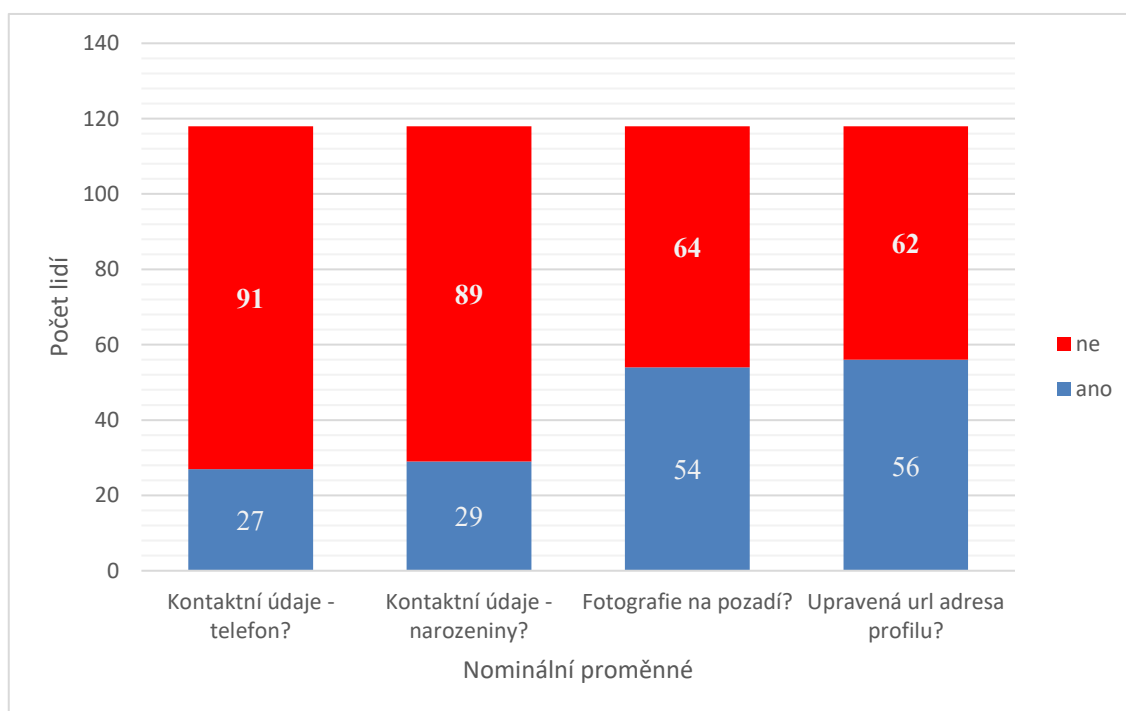
Tabulka 4

Popis vzorku – metrické škály

Proměnná	Průměr	Minimum	Maximum	Směrodatná odchylka
Počet spojení	277	3	500	193
Počet slov v sekci o mně	44	0	292	61
Počet slov v sekci pracovní zkušenosti	172	0	1128	191
Příspěvky za měsíc	1	0	27	3
Získaná doporučení	1	0	23	3
Udělená doporučení	1	0	23	3
Počet dovedností	15	0	50	12
Počet dosažených cílů	5	0	62	7
Počet zájmů	35	1	253	45

Jak je uvedeno v podkapitole 6.1.1., proměnná „počet spojení“ může být větší než naměřené maximum (500), neboť přesný počet spojení se na LinkedInu ukazuje pouze do počtu 500, dále se objeví informace 500+. U této proměnné si můžeme také povšimnout poměrně veliké směrodatné odchylky, což vypovídá o vysoké variabilitě výběrového souboru. Také je zajímavé, že u proměnných „získaná doporučení“ a „udělená doporučení“ jsou všechny deskriptivní statistiky stejné.

Graf 3 zobrazuje četnosti u nominálních proměnných.

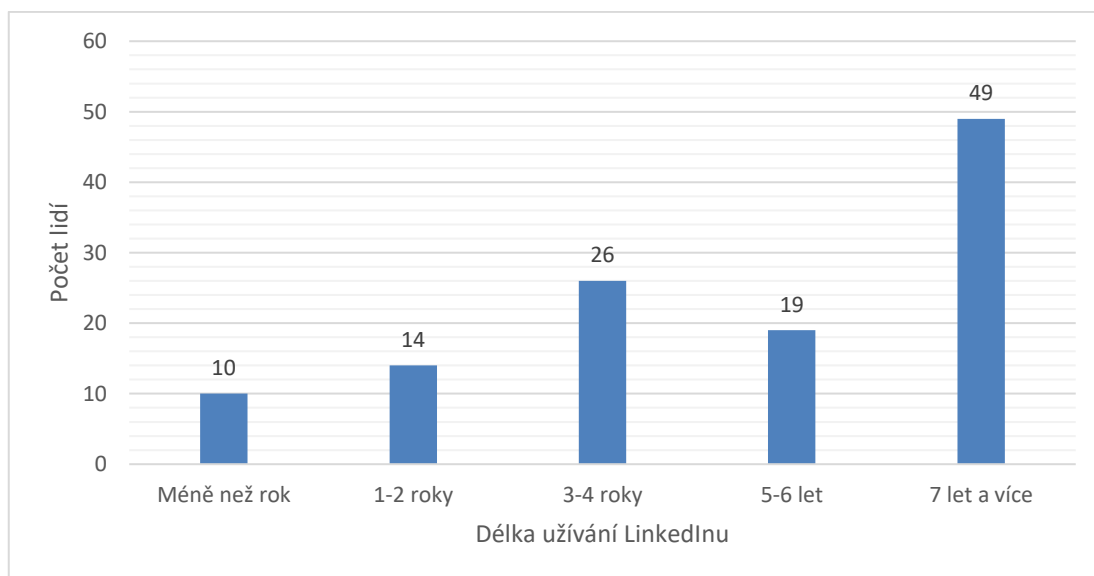


Graf 3

Deskriptivní statistika nominálních proměnných

8.2 Dotazník aktivity na LinkedInu

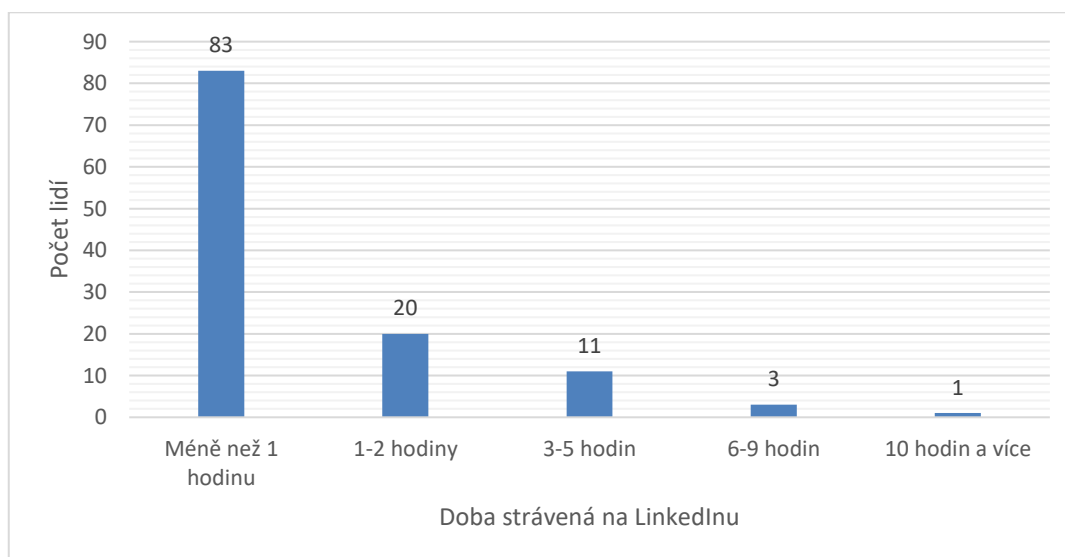
V této podkapitole jsou uvedeny výsledky z dotazníku aktivity na LinkedInu. Na níže uvedeném grafu vidíme, že nejpočetnější je zastoupená kategorie lidí, kteří mají profil na LinkedInu déle než 7 let (41,5 %). Pouze 10 lidí (8,5 %) je na LinkedInu kratší dobu než jeden rok.



Graf 4

Délka užívání LinkedInu

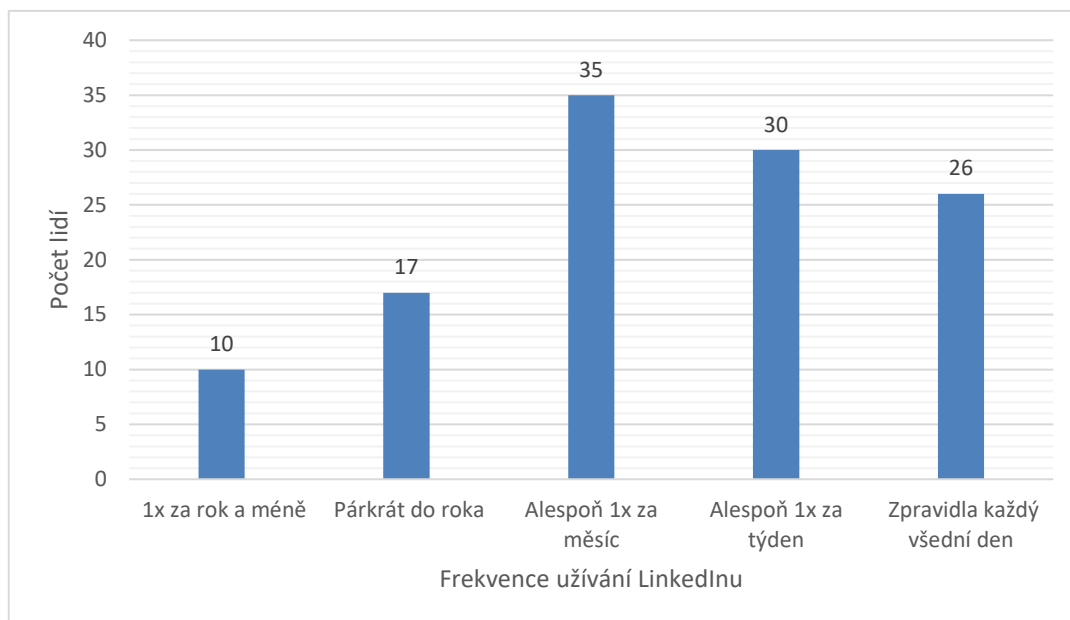
Co se týče průměrné doby strávené týdně na LinkedInu, z grafu 5 je patrné, že nejvíce uživatelů (70,3 %) stráví na LinkedInu méně než hodinu týdně. Zde by stálo za zvážení v případě dalších výzkumů nastavit citlivější škálu na hodnoty na levé straně. Pouze jeden uživatel uvedl, že na LinkedInu stráví více než deset hodin týdně.



Graf 5

Počet hodin strávených týdně na LinkedInu

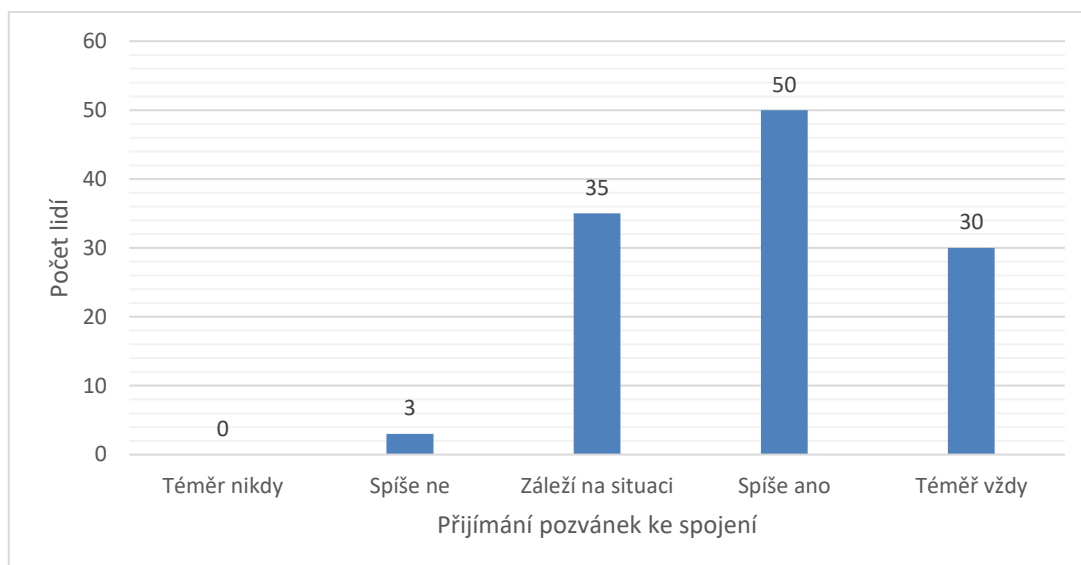
Na dalším grafu vidíme informaci o tom, jak často používají účastníci výzkumu LinkedIn. Nejčastěji uváděnou odpovědí je užívání LinkedInu alespoň 1x za měsíc (29,7 %). 26 lidí (22 %) používá LinkedIn zpravidla každý den a 10 lidí (8,5 %) používá LinkedIn maximálně jednou za rok.



Graf 6

Frekvence užívání LinkedInu

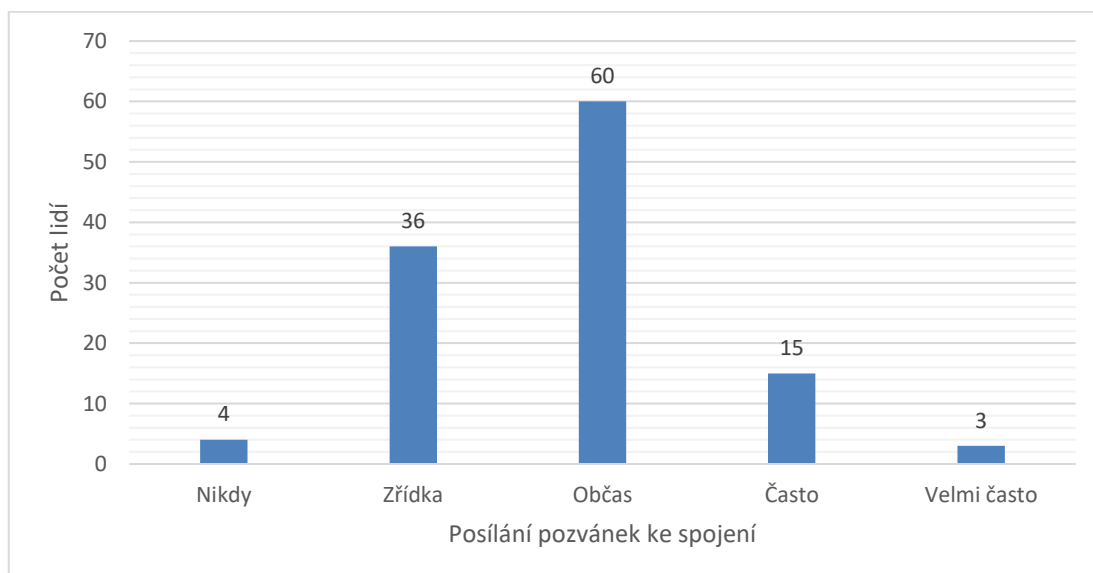
Graf 7 reflektuje ochotu účastníků výzkumu přijímat pozvánky ke spojení. Vidíme, že možnost „téměř nikdy“ nezvolil žádný člověk. Naopak nejvíce lidí (42,4 %) označilo možnost „spíše ano“.



Graf 7

Přijímání pozvánek ke spojení

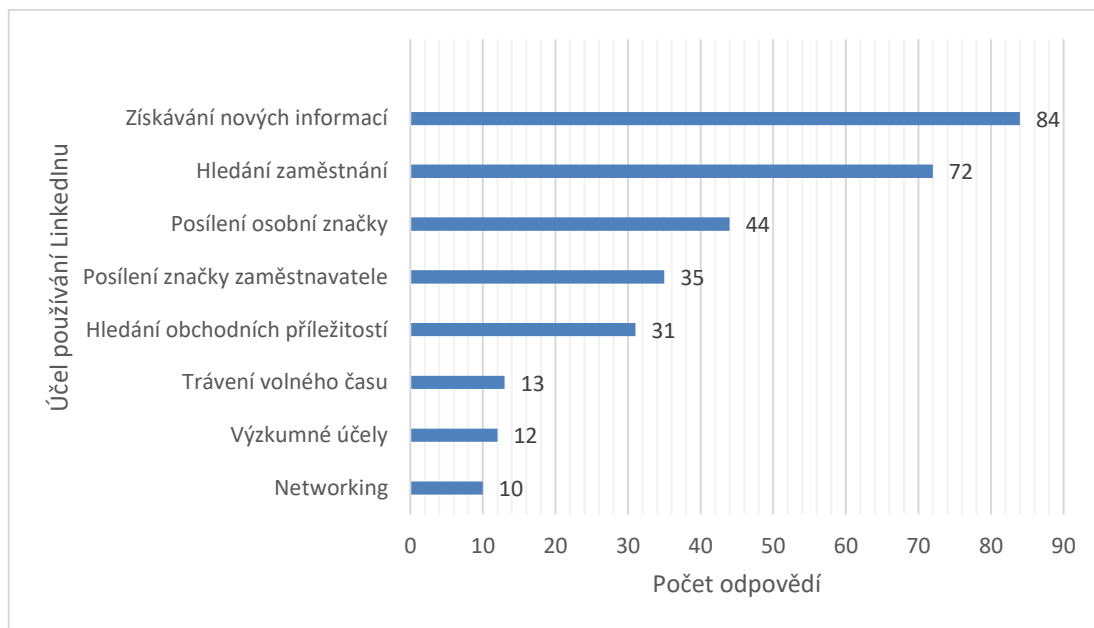
Na grafu 8 je zobrazeno, jak často účastníci výzkumu sami posílají pozvánky ke spojení. Stejně jako v případě přijímání pozvánek ke spojení (viz předchozí graf) i zde vidíme distribuci s tvarem normálního rozdělení, kdy nejčastější odpovědí bylo občas (50,9 %). Nejméně frekventovanou odpovědí bylo nikdy (3,4 %) a velmi často (2,5 %).



Graf 8

Posílání pozvánek ke spojení

Graf 9 zobrazuje četnosti odpovědí na otázku, za jakým účelem používají účastníci výzkumu LinkedIn profil. Jelikož bylo možné zvolit více možností, je i součet odpovědí vyšší než počet účastníků. Mezi nejčastěji uváděné důvody patří získávání nových informací (27,9 %), hledání zaměstnání (23,9 %) a posílení osobní značky (14,6 %).



Graf 9

Účel používání LinkedInu

8.3 HEXACO-PI-R

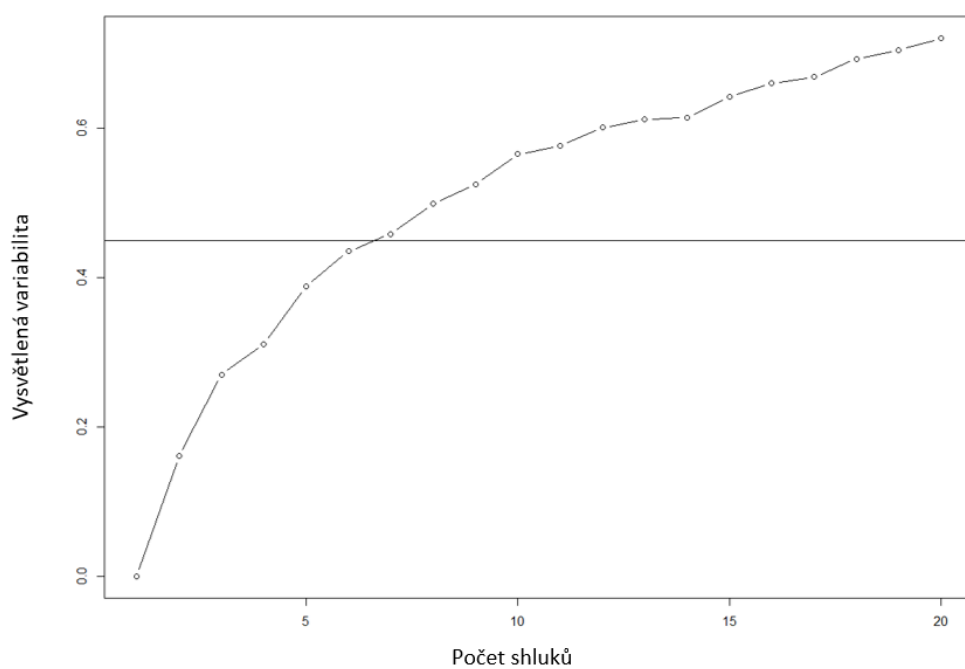
V rámci analýzy dat z dotazníku HEXACO byly nejprve zjištěny základní deskriptivní údaje výběrového souboru, uvedené v tabulce 5 v hrubých skórech – průměrech.

Tabulka 5*Deskriptivní statistika výsledku HEXACO*

	Průměr	Minimum	Maximum	Směrodatná odchylka
Poctivost-pokora	3,60	2,13	4,75	0,53
Emocionalita	3,24	1,81	4,75	0,60
Extraverze	3,47	1,44	4,88	0,64
Přívětivost	2,95	1,81	4,13	0,50
Svědomitost	3,64	1,94	4,75	0,52
Otevřenost vůči zkušenosti	3,61	2,69	4,56	0,46

Následně byla provedená shluková analýza s k-means algoritmem. Počet proměnných, které lze ve shlukové analýze použít, je omezený počtem participantů. Formann (1984) doporučuje použít nejvýše \log_2 (počet participantů) proměnných, ideálně pak \log_2 (počet participantů) – $\log_2 5$. V našem případě bychom tedy mohli použít až $\log_2 118$ dimenzí, což po zaokrouhlení vychází na 6 dimenzí. Ideálně však nejvýše $\log_2 118 - \log_2 5$, což po zaokrouhlení vychází na 4 dimenze. S ohledem na snazší interpretovatelnost výsledků jsem se rozhodla nekombinovat dimenze z HEXACO a 4Elements. Byly tedy provedeny dvě série analýz, jedna pro HEXACO a druhá pro 4Elements (ta je popsána v následující podkapitole).

Níže je uveden indexový graf pro shlukovou analýzu z dotazníku HEXACO. Zvolila jsem řešení o 6 shlucích, které vysvětluje 41,3 % variability v datech. Vyšším počtem klastrů by sice bylo vysvětleno více variability, bylo by to však za cenu horší interpretovatelnosti (čím méně shluků, tím snáze je bude možné pojmenovat a vzájemně od sebe odlišit). Kdybych naopak vybrala nižší počet klastrů, bylo by vysvětleno méně než 40 % variability. Už současných 41,3 % není mnoho.



Graf 10

HEXACO – Indexový graf úpatí vlastních čísel (Scree plot)

Průměrné hodnoty na jednotlivých dimenzích (v z-skórech) pro jednotlivé shluky jsou uvedené v tabulce 6. Vidíme, že pro výsledné shluky není snadné vymyslet konkrétní pojmenování.

Tabulka 6*Výsledek shlukové analýzy pro HEXACO*

	Poctivost-pokora	Emocionalita	Extraverze	Přívětivost	Svědomitost	Otevřenost vůči zkušenosti
1. klastr	1,118	-0,754	-0,301	-0,684	1,184	-0,825
2. klastr	-1,750	-0,170	-0,810	0,344	-1,342	0,248
3. klastr	0,156	0,827	-0,568	-0,338	0,039	0,623
4. klastr	-0,526	0,355	-0,079	-0,419	0,274	-1,279
5. klastr	0,101	-0,823	0,422	0,196	-0,483	0,567
6. klastr	0,552	0,067	0,999	0,782	0,477	-0,185

Vytvořila jsem dva predikční modely – první obsahující pouze data z LinkedIn profilu a druhý, který kromě dat z LinkedIn profilu obsahuje i proměnné z dotazníku aktivity na LinkedInu. V prvním případě (proměnné pouze z profilu) krokový (stepwise) algoritmus nezvolil žádné prediktory, tedy vyhodnotil jako nejlepší tzv. nulový model (model, který nebere ohled na žádnou z proměnných).

Ve druhém případě (proměnné i z dotazníku aktivity na LinkedInu) pak krokový algoritmus naopak zvolil model s příliš mnoho proměnnými. Konkrétně se jedná o tyto proměnné:

- počet spojení,

- upravená adresa URL,
- počet slov v sekci pracovní zkušenosti,
- počet příspěvků za měsíc,
- počet dovedností,
- počet dosažených cílů,
- počet zájmů,
- věk,
- délka používání LinkedInu,
- počet hodin týdně strávených na LinkedInu,
- ochota přijímat pozvánky ke spojení,
- používání LinkedInu za účelem: získávání aktuálních informací,
- používání LinkedInu za účelem: hledání zaměstnání,
- používání LinkedInu za účelem: hledání obchodních příležitostí,
- používání LinkedInu za účelem: trávení volného času,
- používání LinkedInu za účelem: posílení osobní značky,
- používání LinkedInu za účelem: posílení značky zaměstnavatele,
- používání LinkedInu za účelem: výzkumné účely,
- používání LinkedInu za účelem: networking.

Vzhledem k vysokému počtu prediktorů je tento model v praxi velmi těžko interpretovatelný. Jinými slovy se žádný dobrý model pro predikování shluků vzniklých na základě dat z HEXACO najít nepodařilo.

8.4 4Elements Personality Inventory®

Při analýze dat z dotazníku 4Elements jsem nejprve sestavila korelační matici zobrazující vztahy mezi hlavními škálami metod 4Elements a HEXACO.

Tabulka 7

Korelační matice pro data z 4Elements a HEXACO

	Vzduch	Země	Oheň	Voda	Poctivost-pokora	Emocionalita	Extraverze	Přívětivost	Svědomitost	Otevřenost vůči zk.
Vzduch	1,00									
Země	-0,29	1,00								
Oheň	0,51	-0,01	1,00							
Voda	-0,05	-0,11	-0,48	1,00						
Poctivost-pokora	-0,11	0,21	-0,10	-0,21	1,00					
Emocionalita	0,02	0,00	-0,15	0,55	-0,09	1,00				
Extraverze	0,32	0,11	0,65	-0,48	0,20	-0,20	1,00			
Přívětivost	-0,02	-0,17	-0,21	0,13	-0,02	-0,18	0,02	1,00		
Svědomitost	-0,25	0,71	0,03	-0,20	0,34	0,09	0,24	-0,13	1,00	
Otevřenost vůči zk.	0,29	-0,32	0,11	0,05	-0,03	0,08	0,06	0,01	-0,17	1,00

Na korelační matici vidíme, že největší kladná korelace (0,71) je mezi škálou země z 4Elements a svědomitost z HEXACA. Silný vztah (0,65) byl nalezen také mezi ohněm a extraverzí. Naopak záporná korelace (-0,48) je mezi vodou a extraverzí. Záporný vztah mezi škálami 4Elements voda a oheň (-0,48) není překvapením.

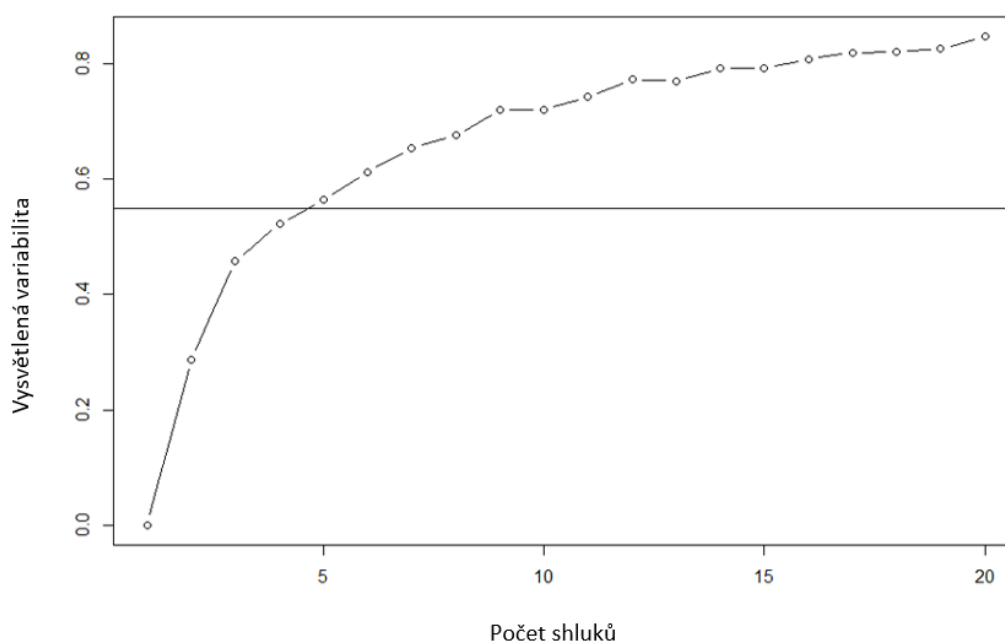
Dále byly vypočítány průměrné hodnoty, minima, maxima a směrodatné odchylky pro jednotlivé škály. Údaje v tabulce 8 jsou v hrubých skórech (v sumách).

Tabulka 8

Deskriptivní statistika výsledku 4Elements v našem souboru

	Průměr	Minimum	Maximum	Sm. odchylka
Vzduch	16	5	24	4
Země	17	6	24	4
Oheň	13	1	25	6
Voda	14	1	24	5

Následně byla provedená shluková analýza s k-means algoritmem na datech z 4Elements.

**Graf 11**

4Elements – Indexový graf úpatí vlastních čísel (Scree plot)

Vybrala jsem řešení o 4 shlucích, které vysvětluje 52,2 % variability v datech. Získané klastry jsem pojmenovala: lidé ohniví a nevodní, lidé zemití a nevzdušní, lidí vzdušní a nezemití, lidé vodní a neohniví. Vznik právě těchto čtyř klastrů není překvapivý vzhledem k negativní korelaci mezi škálami vzduch a země, resp. ohně a

voda. Na tu poukázali například Höschlová & Bahboud (2019). V tabulce 9 jsou uvedeny průměrné hodnoty jednotlivých dimenzí v Z-skórech.

Tabulka 9

Výsledek shlukové analýzy pro 4Elements

	Vzduch	Země	Oheň	Voda
(1) lidé ohniví a nevodní	0,514	0,646	1,003	-0,875
(2) lidé zemití a nevzdušní	-0,878	0,109	-0,432	-0,480
(3) lidé vzdušní a nezemití	0,857	-0,967	0,228	0,414
(4) lidé vodní a neohniví	-0,695	0,425	-1,011	1,156

Krokovým algoritmem byly vytvořeny dva modely. První model byl vytvořen pouze s prediktory, které lze vyčíst přímo z profilu na LinkedInu. Druhý model navíc zahrnoval i prediktory z dotazníku o aktivitě na LinkedInu. V případě prvního modelu (informace pouze z LinkedIn profilu) algoritmus identifikoval jako vhodné prediktory **počet zájmů** a **udělená doporučení**. Tento model je statisticky významně lepší než nulový model ($\chi^2(6) = 16.9$, $p = 0,01$; $R^2McF = 0,05$).

Tabulka 10

4Elements, první model (data pouze z profilu)

Klastr	Intercept	Počet zájmů	Udělená doporučení
(2) lidé zemití a nevzdušní	0,648	-0,015	-0,451
(3) lidé vzdušní a nezemití	0,018	0,009	-0,219
(4) lidé vodní a neohniví	-0,364	0,009	-0,180

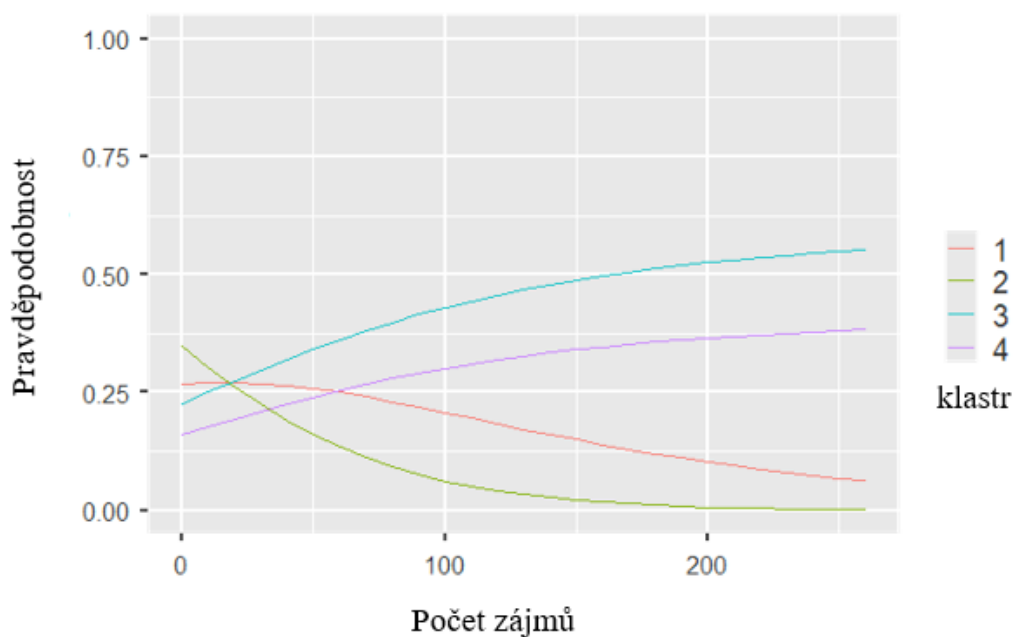
Předpovědět pravděpodobnost, s jakou určitý člověk patří do dané skupiny (v tomto případě k danému klastru) na základě informace o prediktorech, umožňuje multinomická logistická regrese., jejíž rovnice vypadá následovně:

$$P(\text{člověk patří ke klastru } i) = \frac{e^{a_i + b_{i1}X_1 + b_{i2}X_2 + b_{i3}X_3}}{1 + \sum_{k=2}^4 e^{a_k + b_{k1}X_1 + b_{k2}X_2 + b_{k3}X_3}}$$

A_i je intercept, B_{im} je název proměnné.

V tabulce 10 nejsou uvedeny informace ohledně prvního klastru. Pravděpodobnost, že daný člověk patří do prvního klastru, je možné snadno odvodit ze znalosti pravděpodobnosti, s jakou daný člověk patří do druhého, třetího a čtvrtého klastru. Stačí tyto tři pravděpodobnosti sečíst a výsledek odečíst od čísla 1.

V další části této podkapitoly jsou uvedené grafy pro první model (který využívá pouze prediktorů z LinkedIn profilů)

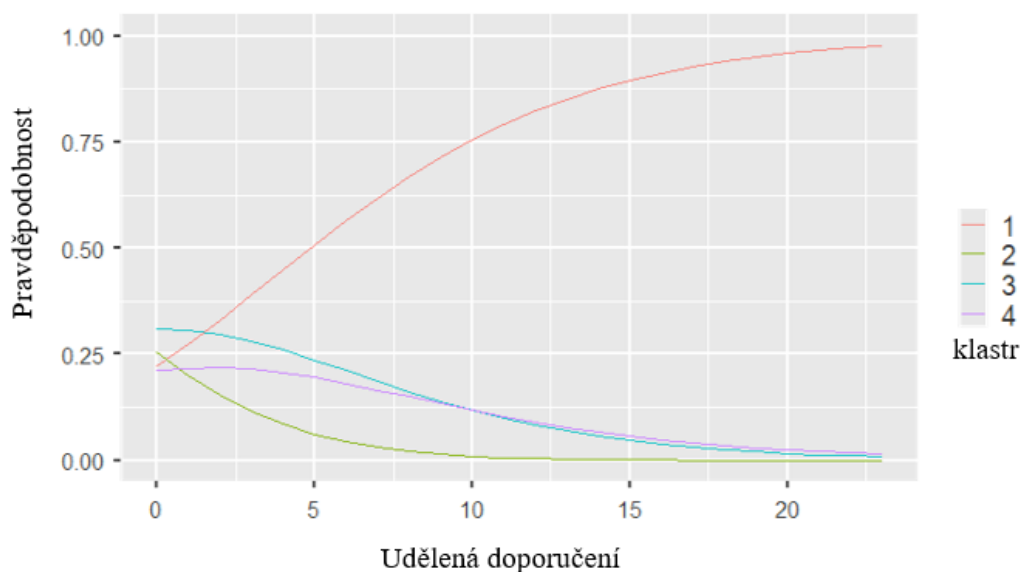


Graf 12

První model, prediktor – počet zájmů

Z grafu 12 lze vyčíst, že pravděpodobnost příslušnosti ke třetímu (lidé vzdušní a nezemíť) a čtvrtému klastru (lidé vodní a neohniví) roste s počtem uvedených zájmů na úkor pravděpodobnosti příslušnosti k prvnímu a druhému klastru. Vysvětlení této tendence lze hledat v tom, že element vzduchu se podle Bahbouha et al. (2012) pojí

s charakteristikami, jako je zvědavost, mnohostrannost a preference různorodosti. Voda je zase charakteristická zálibou v umění a literatuře.



Graf 13

První model, prediktor – udělená doporučení

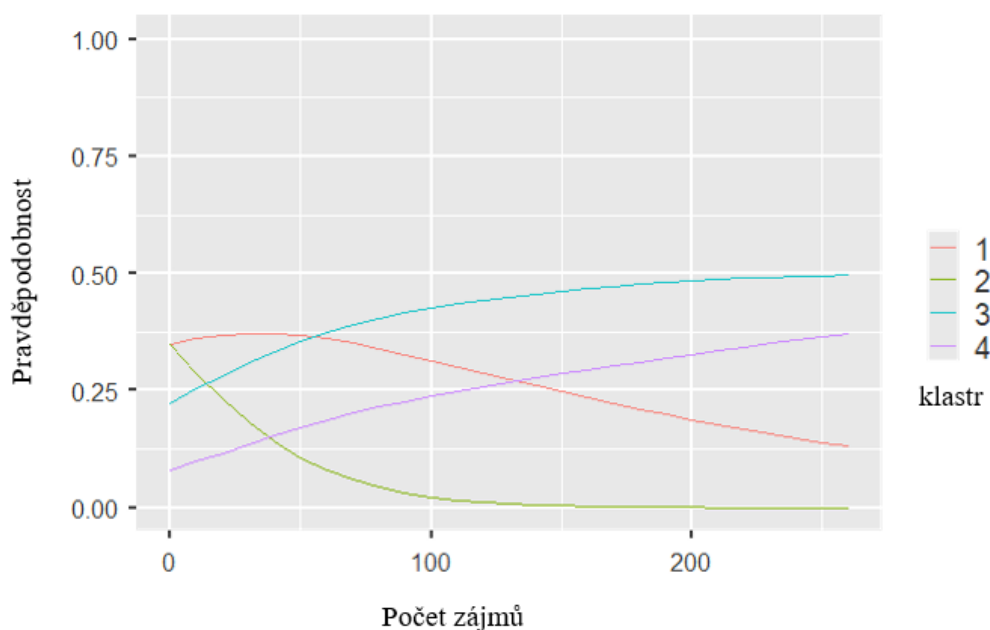
Podle grafu 13 pravděpodobnost příslušnosti k prvnímu klastru (lidé ohniví a nevodní) roste s počtem **udělených doporučení** na úkor pravděpodobnosti příslušnosti k ostatním klastrům. To může být dáno tím, že podle Bahbouha et al. (2012) jsou ohniví lidé ctižádostiví a ambiciózní, také se nebojí být viděni.

V rámci druhého modelu, který kromě informací z profilu na LinkedIn obsahuje i informace z dotazníku aktivity na LinkedIn, algoritmus identifikoval následující prediktory: **počet zájmů, hledání obchodních příležitostí, hledání zaměstnání a počet dovedností**. Podrobný popis je v tabulce 11. Tento model je také statisticky významně lepší než nulový model ($\chi^2(12) = 44.5$, $p < 0,001$; $R^2McF = 0,139$).

Tabulka 11

4Elements, druhý model (data z profilu i z dotazníku aktivity na LinkedInu)

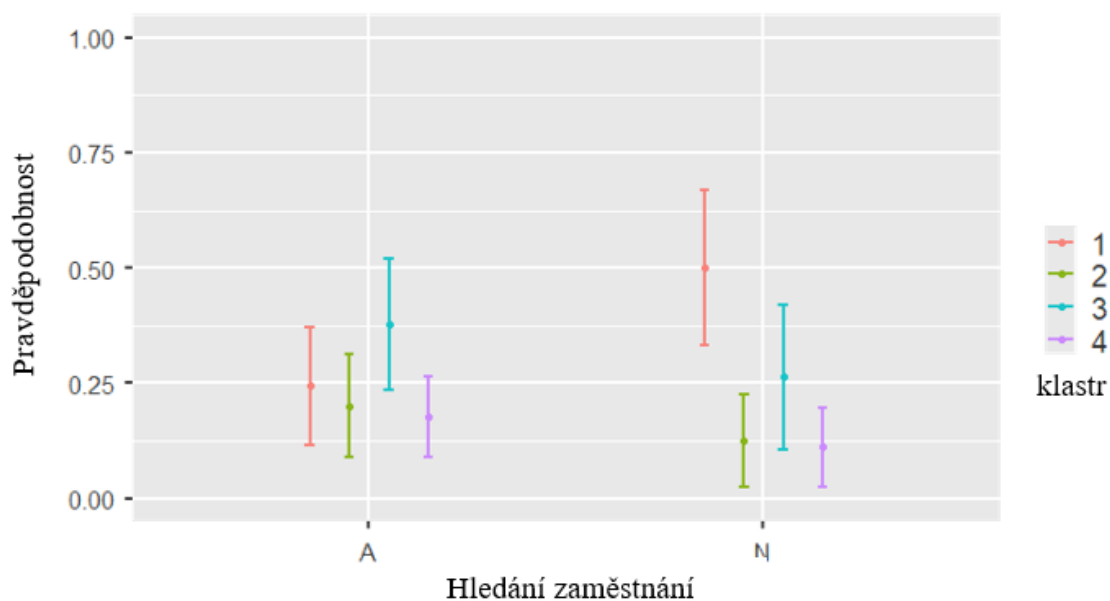
Klastr	Intercept	Hledání obchodních příležitostí	Počet zájmů	Hledání zaměstnání	Počet dovedností
(2) lidé zemité a nevzdušní	-0,826	2,286	-0,027	-1,458	0,031
(3) lidé vzdušní a nezemité	0,391	0,664	0,007	-1,158	-0,026
(4) lidé vodní a neohniví	-2,036	3,284	0,011	-1,511	-0,038



Graf 14

Druhý model, prediktor – počet zájmů

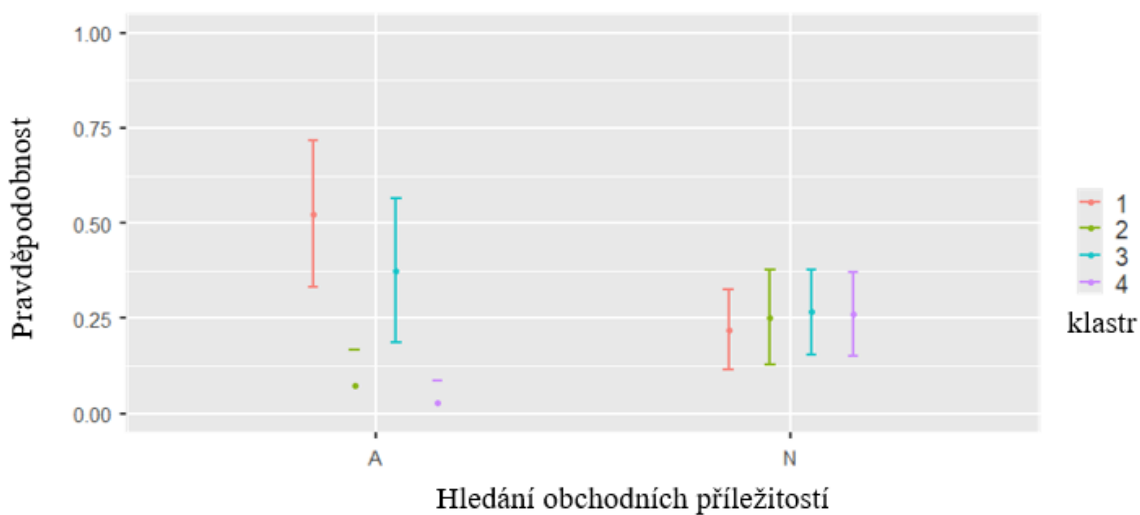
Z grafu 14 lze vyčíst, že stejně jako v případě prvního modelu (vycházejícího jen z proměnných z profilů) i v případě tohoto modelu pravděpodobnost příslušnosti ke třetímu (lidé vzdušní a nezemité) a čtvrtému klastru (lidé vodní a neohniví) roste s **počtem zájmů** na úkor pravděpodobnosti příslušnosti k prvnímu a druhému klastru.



Graf 15

Druhý model, prediktor – hledání zaměstnání

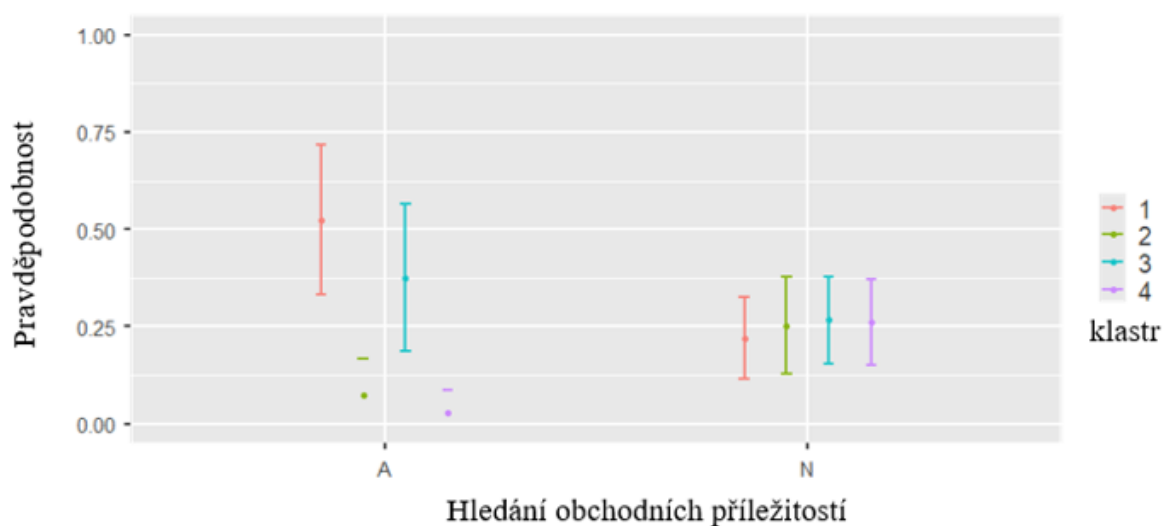
Graf 15 je zaměřen na proměnnou hledání zaměstnání a jsou v něm vyznačené 95 % intervaly spolehlivosti. Vidíme, že pravděpodobnost příslušnosti k prvnímu klastru (lidé ohniví a nevodní) je vyšší, pokud člověk **nehledá na LinkedInu práci** (písmeno N na vodorovné ose, písmeno A znamená člověka hledajícího práci na LinkedInu).



Graf 16

Druhý model, prediktor – hledání obchodních příležitostí

Na grafu 16 je patrné, že pravděpodobnost příslušnosti k prvnímu (lidé ohniví a nevodní) a třetímu klastru (lidé vzdušní a nezemí) je vyšší, pokud člověk na LinkedInu **hledá obchodní příležitosti**.



Graf 17

Druhý model, prediktor – počet dovedností

Podle grafu 17 pravděpodobnost příslušnosti ke druhému klastru (lidé zemí a nevzdušní) roste **s počtem uvedených dovedností** (na úkor třetího a čtvrtého klastru). To může být způsobeno tím, že lidé s vysokým skóre u elementu země bývají realističtí, praktičtí, precizní a mají rádi řád (Bahbouh et al, 2012).

9. Diskuse

Cílem výzkumu bylo ověřit, zda a do jaké míry je přínosné využít přístup zaměřený na člověka k predikci chování v online prostředí platformy LinkedIn. Na základě analýzy sesbíraných dat se podařilo shlukovou analýzou vytvořit 4 shluky vycházející z dotazníku 4Elements pokrývající 52,2 % variability. Dále byly sestaveny dva regresní modely předpovídající na základě znalosti prediktorů pravděpodobnost zařazení člověka ke konkrétnímu shluku. První model, který zahrnoval proměnné pouze z LinkedIn profilu, identifikoval jako vhodné proměnné počet zájmů a udělená doporučení. Druhý model, který kromě proměnných z LinkedIn profilu vycházel i z dotazníku aktivity na LinkedInu, identifikoval následující prediktory: počet zájmů, hledání obchodních příležitostí, hledání zaměstnání a počet dovedností.

Lze však procento vysvětlené variability (52 %) považovat za dostačující? Pro porovnání uvádím, že Aguardo et al. (2019), kteří zkoumali kritériální validitu výběru kandidátů v IT sektoru, vytvořili na základě LinkedIn profilů čtyřfaktorový model, který postihuje 55 % celkové variability. Šťastná (2019), která testovala spojitost mezi profily uživatelů sociální sítě LinkedIn a Hoganovými metodami MVPI (Inventář motivů, hodnot a preferencí) a HDS (Hoganův rozvojový test), si jako kritérium pro počet shluků stanovila hranici 60 % vysvětlené variability, a to s odkazem na Haira et al. (2014), což ji vedlo k výběru 6 shluků. Metoda shlukové analýzy, patřící do přístupu zaměřeného na člověka, vykazuje určitou nevýhodu v porovnání s metodou analýzy proměnných. Výzkumníci při ní totiž volí počet shluků, přičemž platí, že čím méně shluků má výsledné řešení, tím menší variabilitu dat postihuje. Kdyby bylo shluků příliš mnoho, podstatně by to ztížilo interpretaci. Proto zde dochází k určité ztrátě informace.

Shluková analýza byla provedena i na datech z dotazníku HEXACO, čímž bylo vytvořeno 6 shluků vysvětlujících 41,3 % variability. Je to tedy nižší procento vysvětlené variability, než v případě shlukové analýzy vytvořené na datech z 4Elements, ačkoliv počet shluků je vyšší. Stejně jako na datech z dotazníku 4Elements, i v tomto případě byly vytvořeny dva predikční modely – jeden, který zahrnuje pouze data z LinkedIn profilu, a druhý, který obsahuje i informace z dotazníku aktivity na LinkedInu. V prvním případě (data pouze z LinkedInu) nebyl

nalezen lepší model, než je model nulový. Ve druhém případě (data i z dotazníku aktivity na LinkedInu) byl nalezen model s 19 prediktory, což by v případě jeho použití vedlo ke komplikacím v interpretaci. Závěr tedy zní, že na základě dat z dotazníku HEXACO se žádný vhodný model nalézt nepodařilo. Důvodů, proč se podařilo najít vhodný predikční model pro 4Elements a pro HEXACO nikoliv může být hned několik. Je třeba připomenout, že ačkoliv se jedná o dva osobnostní dotazníky, měří každá z těchto metod odlišný konstrukt. Důvodem může být také to, že 6 shluků vytvořených shlukovou analýzou z dotazníku HEXACO vysvětlovalo menší variabilitu v datech, než 4 shluky vytvořené z 4Elements. Jelikož se však jedná o explorační analýzu, bylo by vhodné zjištění ověřit v rámci dalšího výzkumu.

Zajímavé je porovnání proměnných, které vyšly v rámci realizovaného výzkumu jako možné prediktory osobnostních typů, s proměnnými, které vyšly jako prediktory osobnostních rysů v jiných výzkumech. Například podle Wilsona et al. (2010) tráví extraverti více času na sociálních sítích. Podle Onga et al. (2011) a Rosse et al. (2009) mají extraverti více spojení než lidé introvertní. Podle Carrieria et al. (2009) lidé s vysokým skórem na škále svědomitost tráví méně času na sociálních sítích při děláni dalších činností. Doba strávená na LinkedInu nevyšla v rámci realizovaného výzkumu jako vhodný prediktor. Může to být způsobeno rozdílným přístupem k popisu osobnosti (zmiňované výzkumy vychází obvykle z modelu Big Five, zatímco v rámci výzkumu byl použit čtyřfaktorový model – 4Elements a šestifaktorový model – HEXACO). Zmiňované výzkumy také nezkoumaly LinkedIn, nýbrž Facebook. Také nevycházely z typologického pojetí, nýbrž z rysového.

Výhodou proponovaného výzkumu z hlediska realizace je možnost sběru dat zcela online, neboť veškerá data pocházejí buď ze sociální sítě, nebo z dotazníků, které umožňují online administraci. To je příhodné zejména vzhledem k aktuální společenské situaci v souvislosti s pandemií onemocnění COVID-19, neboť díky tomu nejsou účastníci kvůli výzkumu primárně vystaveni riziku kontaktu s tímto onemocněním. Nabízí to také možnost replikace výzkumu na výzkumném souboru, který není z České republiky, za předpokladu, že standardizované metody mají normy relevantní pro danou populaci.

Jedním z rizik takto navrženého výzkumu může být informování účastníků výzkumu o tom, že jejich profil na LinkedInu bude podroben analýze. To může totiž vlivem sociální žádoucnosti vést k tomu, že účastníci studie své profily kvůli účasti ve výzkumu vylepší (například aktualizují informaci, přidají profilovou fotografii apod.), což může negativně ovlivnit ekologickou validitu výsledků. Někteří výzkumníci (například Gosling et al., 2011) tomuto riziku předcházejí tím, že nejprve provedou extrakci informací potřebných pro výzkum z veřejných částí profilů na sociálních sítích, a až následně uvědomí účastníky výzkumu, co přesně účast na daném výzkumu obnáší.

Limitem je také počet sledovaných proměnných z LinkedIn profilu. Vzhledem k náročnosti manuální extrakce proměnných a velikosti výzkumného souboru ($N = 118$) bylo sledováno 17 proměnných. Jednou ze sledovaných proměnných byla například přítomnost profilové fotografie. Dále by mohlo být sledováno, zda je osoba na fotografii oblečená formálně, zda se usmívá, jaké je barevné ladění fotografie atd. Například Liu et al (2016) našli pozitivní korelaci mezi neuroticismem a přidáváním fotografií na Twitter, na kterých nebyla zobrazená lidská tvář. Přesto, když k proměnným sledovaným na LinkedIn profilech připočteme proměnné z dotazníku aktivity na LinkedInu, 4Elements a HEXACO, bylo celkem v rámci výzkumu hodnoceno více než 6 700 datových polí.

Dalším limitem je nereprezentativnost výzkumného souboru. Jelikož byl z praktických důvodů jako metoda výběru zvolen samovýběr, výsledný vzorek není reprezentativní. Domnívám se, že většina probandů se zúčastnila výzkumu díky možnosti vyzkoušet si zdarma 4Elements, což má samo o sobě také vliv na zobecnitelnost výsledků. Větší šanci dozvědět se o výzkumu měli lidé, se kterými jsem propojená na sociálních sítích, nebo se kterými mám společná spojení, případně lidé v určitých Facebookových skupinách. Velikostí výběrového souboru je také omezen počet proměnných, který může být zařazen do shlukové analýzy. Pokud by výzkumný soubor čítal významně více účastníků, mohla by být provedena shluková analýza na datech z obou standardizovaných dotazníků současně. Pro porovnání, Huang (2019) zahrnul do své metaanalýzy 67 studií, jejichž výzkumný soubor měl od $N = 17$ po $N = 1158$, s průměrnou velikostí po zaokrouhlení $N = 342$.

Určitou výzvou při analýze digitálních stop a výsledků činnosti je to, že se sociální sítě a chování na internetu dynamicky proměňují a vyvíjejí. LinkedIn vydává pravidelně různé aktualizace, se kterými přicházejí větší či menší změny struktury uživatelských profilů. Může se stát, že při další aktualizaci se objeví nové sekce v rámci profilů, nebo dojde k úpravě sekcí stávajících. Tudíž proměnné, které jsou zahrnuté například do tohoto výzkumu, nemusí být v budoucnosti relevantní. To samozřejmě klade nároky na výzkumníky, aby toto brali v potaz v rámci nově vznikajících výzkumů, a aby se zaměřili také na nově vzniklé proměnné.

Výzkum je explorativní a jeho výstupy tak nejde interpretovat jako definitivní zjištění, ale spíše jako podněty pro další zkoumání. Přesto přináší zajímavé dílčí výsledky. Jako jeden z mála se například zaměřuje na proměnné, jako je počet zájmů, počet cílů, nebo důvod používání LinkedInu. Netradiční je také aplikace přístupu zaměřeného na člověka, neboť v obdobných psychologických výzkumech se častěji používá analýza proměnných.

Prohloubení znalostí o možnostech odhadu osobnosti na základě aktivity na LinkedInu, ať už v rysovém nebo typologickém přístupu, může obohatit současnou praxi výběru zaměstnanců. Odhad osobnosti na základě LinkedInu by mohl zrychlit a zpřesnit výběrové řízení. V takovém případě by samozřejmě musela být ošetřena etická stránka, například podmínění predikce osobnosti uchazečů o určitou pozici jejich souhlasem.

Námětem pro navázání na tento výzkum, případně pro jeho rozšíření, je porovnat výsledky získané analýzou dat vycházející z přístupu zaměřeného na člověka s výsledky získanými analýzou dat v kontextu analýzy proměnných. Výzkumníci, kteří by chtěli navázat na tento výzkum, by také mohli nastavit přísnější kritéria pro LinkedIn profily zařazené do výzkumu – například zařadit pouze profily s určitou minimální silou (tzn. minimálně vyplněné). Verschurenová (2011) se domnívá, že čím více informací profil obsahuje, tím lépe se dá na jeho základě predikovat osobnost. Dále by mohlo být zajímavé nevycházet pouze z proměnných z LinkedInu, ale i z dalších sociálních sítí, ať už osobních, jako je Facebook a Twitter, nebo profesních, tedy například XING, nebo GitHub. Zajímavé by také mohlo být zaměřit se

na psycholingvistickou analýzu textu tak, jak to známe ze zahraničí od Pennebaker (2016), případně v českém prostředí od Kučery (2017).

Závěr

Cílem této práce bylo prozkoumat možnosti studia osobnosti na základě analýzy digitálních stop a výsledků činnosti na profesní sociální síti LinkedIn, a to v kontextu přístupu zaměřeného na člověka. V rámci prvních čtyř kapitol, které jsou teoretického charakteru, byly představeny různé přístupy k popisu osobnosti, včetně přístupu zaměřeného na člověka. Také zde byly popsány výzkumy zaměřující se na analýzu digitálních stop a výsledků činnosti. Nechybí zde ani konkrétní příklady aplikací, které odhadují osobnostní rysy na základě používání LinkedInu, Twitteru a Spotify.

V empirické části je popis realizovaného kvantitativního výzkumu, jehož cílem bylo ověřit, zda a do jaké míry je přínosné využít přístup zaměřený na člověka k predikci chování v online prostředí platformy LinkedIn. Za tímto účelem byla analyzována data od 118 probandů, kteří vyplnili standardizované dotazníky HEXACO-PI-R a 4Elements Personality Inventory®, nestandardizovaný dotazník aktivity na LinkedInu a souhlasili s poskytnutím přístupu ke svým LinkedIn profilům. Na základě získaných dat byly vytvořeny dvě shlukové analýzy, jedna na datech z 4Elements Personality Inventory®, čímž byly vytvořeny 4 shluky postihující 52,2 % variability v datech, a druhá na datech z HEXACO-PI-R, čímž bylo vytvořeno 6 shluků popisujících 41,3 % variability v datech. Pro shluky vytvořené z 4Elements byly následně vytvořené dva regresní modely. Pro shluky vytvořené z HEXACO se vhodný model najít nepodařilo.

Lepší poznání tématu, kterému se tato diplomová práce věnuje, může obohatit oblast psychologie práce a organizace v podoblasti náboru a výběru zaměstnanců, neboť profesní sociální sítě typu LinkedIn jsou v dnešní době často součástí výběrového řízení na mnoho druhů pozic. Popisovaná a zkoumaná tematika může být zajímavá také pro všechny uživatele sociálních sítí a elektronicky doručovaného obsahu, kteří za sebou zanechávají digitální stopu (například mají profil na sociální síti, poslouchají muziku na Spotify atp.) a kladou si otázku, jakou to má o nich vypovídající hodnotu. Vzhledem k neprozkoumanosti daného tématu je však výzkum navržený v rámci empirické části této práce exploratorní, jeho závěry tedy nelze interpretovat jako definitivní zjištění, ale spíše jako námět pro hlubší výzkum.

Seznam použité literatury

- Abramčuk, F. (2011). Test čtyř živlů a jeho vztahy k vybraným testům osobnosti. *E-psychologie: Elektronický časopis ČMPS*, 5(4), 1–10.
- Aguado, D., Andrés, J. C., García-izquierdo, A. L., & Rodríguez, J. (2019). LinkedIn "Big Four": Job Performance Validation in the ICT Sector. *Revista De Psicología Del Trabajo Y De Las Organizaciones*, 35(2), 53–64.
- Anderson, I., Gil, S., Gibson, C., Wolf, S., Shapiro, W., Semerci, O., & Greenberg, D. (2020). "Just the Way You Are": Linking Music Listening on Spotify and Personality. *Social Psychological And Personality Science*, 1–12.
- APA (2020). *Publication Manual of the American Psychological Association* (7th Ed.). American Psychological Association.
- Asendorpf, J. B. (2015a). Person-centered approaches to personality. In M. Mikulincer, P. H. Shaver, M. L. Cooper & R. J. Larsen, *Handbook of personality and social psychology*. Vol. 4: Personality processes and individual differences (s. 403–424). American Psychological Association.
- Asendorpf, J. B. (2015b). Person-oriented approaches within a multi-level perspective. *Journal For Person-Oriented Research*, 1(1-2), 48–55. <https://doi.org/10.17505/jpor.2015.06>.
- Azucar, D., Marengo, D., & Settanni, M. (2018). Predicting the Big 5 personality traits from digital footprints on social media: A meta-analysis. *Personality and Individual Differences*, 124, 150-159. <https://doi.org/10.1016/j.paid.2017.12.018>.
- Back, M., Schmukle, S., & Egloff, B. (2008). How extraverted is honey.bunny77@hotmail.de? Inferring personality from e-mail addresses. *Journal Of Research In Personality*, 42(4), 1116–1122. <https://doi.org/10.1016/j.jrp.2008.02.001>.
- Bahbouh, R., Lukavský, J., Barešová, A., Abramčuk, F., Rozehnalová, E., Fajmonová, D., & Srb, T. (2006). Jak živly (psychometricky) ožívají. *Psychologie dnes*, 12(5), 34–37.
- Bahbouh, R., Rozehnalová, E., & Sailerová, V. (2012). *Nové pohledy psychodiagnostiky*. QED GROUP.
- Bania, K. (2017). *How I Make 500 LinkedIn Connections In One Month*. <https://www.linkedin.com/pulse/how-i-make-500-linkedin-connections-one-month-kazeem-olabisi/>.

Bernd, M., Franz, M., & Astrid, S. (2006). Personality in Cyberspace: Personal Web Sites as Media for Personality Expressions and Impressions. *Journal Of Personality And Social Psychology*, 90(6), 1014–1015. <https://doi.org/10.1037/0022-3514.90.6.1014>.

Bhardwaj, S., Atrey, P., Saini, M., & El Saddik, A. (2016). Personality assessment using multiple online social networks. *Multimedia Tools And Applications: An International Journal*, 75(21), 13237–13269. <https://doi.org/10.1007/s11042-015-2793-0>.

Bible svatá, aneb všechna svatá písmena Starého i Nového zákona: podle posledního vydání kralického z roku 1613 (1949). Biblická společnost.

Błachnio, A., Przepiórka, A., & Rudnicka, P. (2013). Psychological Determinants of Using Facebook: A Research Review. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 29(11), 775–787. <https://doi.org/10.1080/10447318.2013.780868>.

Block, J. (1961). *The Q-Sort Method in Personality Assessment and Psychiatric Research*. Charles Thomas Publisher.

Block, J., & Block, J. (1982). *Development of Cognition, Affect, and Social Relations*. Psychology Press.

Branovački, B., Sadiković, S., Smederevac, S., Mitrović, D., & Pajić, D. (2021). A person-centered approach in studying coronavirus pandemic response: The role of HEXACO-PI-R and PANAS dimensions. *Personality and Individual Differences*, 171. <https://doi.org/10.1016/j.paid.2020.110536>.

Carrier, L. M., Cheever, N. A., Rosen, L. D., Benitez, S., & Chang, J. (2009). Multitasking across generations: Multitasking choices and difficulty ratings in three generations of Americans. *Computers in Human Behavior*, 25(2), 483–489. <http://dx.doi.org/10.1016/j.chb.2008.10.012>.

Crystal (2021). *Terms of Service*. <https://www.crystalknows.com/tos>.

D'Agostino, D., & Skloot, G. (2020). *Predicting personality: using AI to understand people and win more business*. John Wiley.

Dastin, J. (2018). *Amazon scraps secret AI recruiting tool that showed bias against women*. <https://www.reuters.com/article/us-amazon-com-jobs-automation-insight-idUSKCN1MK08G>.

Český statistický úřad (2019). *Využívání informačních a komunikačních technologií v domácnostech a mezi jednotlivci - 2019: Používání internetu jednotlivci*.

<https://www.czso.cz/documents/10180/90577057/062004190301.pdf/30f45246-0fdd-461f-9c7a-2ba0f788e16b?version=1.1>.

Čmps. (2017). *Kodex psychologické profese: Verze 2017*. <https://cmpsy.cz/files/EK/Eticky-kodex-psychologicke-profese-12-2017.pdf>.

Faliagka, E., Tsakalidis, A., & Tzimas, G. (2012). An integrated e-recruitment system for automated personality mining and applicant ranking. *Internet Research*, 22(5), 551–568. <https://doi.org/10.1108/10662241211271545>.

Farnadi, G., Sitaraman, G., Sushmita, S., Celli, F., Kosinski, M., Stillwell, D., Davalos, S., Moens, M. Francine, & De Cock, M. (2016). Computational personality recognition in social media. *User Modeling And User-Adapted Interaction*, 26(2-3), 109–142. <https://doi.org/10.1007/s11257-016-9171-0>.

Fernandez, S., Stosic, G., & Terrier, L. (2017). Does your résumé photograph tell who you are? *Personality And Individual Differences*, 104, 186–189. <https://doi.org/10.1016/j.paid.2016.08.006>.

Formann, A. K. (1984). *Die Latent-Class-Analyse: Einführung in Theorie und Anwendung*. Beltz.

Fousková, P. (2019). *Nové psychometrické přístupy k měření osobnosti - analýza digitálních stop a výsledků činnosti*. [Bakalářská práce]. Karlova Univerzita.

Gates, K., & Molenaar, P. (2012). Group search algorithm recovers effective connectivity maps for individuals in homogeneous and heterogeneous samples. *NeuroImage*, 63, 310–319.

Gosling, S. D., Augustine, A. A., Vazire, S., Holtzman, N., & Gaddis, S. (2011). Manifestations of Personality in Online Social Networks: Self-Reported Facebook-Related Behaviors and Observable Profile Information. *Cyberpsychology, behavior and social networking*, 14(9), 483–488. <https://doi.org/10.1089/cyber.2010.0087>.

Gregory, R. (2014). *Psychological Testing: History, Principles, and Applications* (7th ed). Pearson Education Limited.

Guilfoyle, S., Bergman, S. M., Hartwell, C., & Powers, J. (2016). Social media, big data, and employment decisions: Mo' Data, Mo' Problems? In N. R. Landers & B. G. Schmidt (Eds.), *Social media in employee selection and recruitment: Theory, practice, and current challenges* (27–155). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-29989-1_7.

Hair, J., Babin, B., & Black, W. (2014). *Multivariate data analysis*. Pearson.

- Heřt, J. (2008, 10. ledna). *Typologie podle Enneagramu*. Sisyfos. <https://www.sisyfos.cz/clanek/280-typologie-podle-enneagramu>.
- Howard, M. C., & Hoffman, M. E. (2018). Variable-Centered, Person-Centered, and Person-Specific Approaches: Where Theory Meets the Method. *Organizational Research Methods*, 21(4), 846 - 876. <https://doi.org/10.1177/1094428117744021>.
- Höschlová, E., & Bahbouh, R. (2019). Replication of psychometric analysis of the 4Elements Inventory (4EI) in the general population. In *Sborník příspěvků z 18. mezinárodní konference: Psychologie práce a organizace 2019* (53–64). Muni press. <https://doi.org/https://doi.org/10.5817/CZ.MUNI.P210-9488-2019>.
- Hřebíčková, M. (2011). *Pětifaktorový model v psychologii osobnosti: přístupy, diagnostika, uplatnění*. Grada Publishing.
- Hřebíčková, M., & Urbánek, T (2006). Typologie osob: Aplikace shlukové analýzy v NEO osobnostním inventáři. *Československá psychologie*. 50 (5), 405–418.
- Huang, C. (2019). Social network site use and Big Five personality traits: A meta-analysis. *Computers in Human Behavior*, 97, 280–290. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2019.03.009>.
- Chráška, M. (2016). *Metody pedagogického výzkumu: Základy kvantitativního výzkumu* (2. vyd.). Grada.
- Kern, M., Rickard, N. S., Seabrook, E. M., & Fulcher, B. D. (2018). Predicting depression from language-based emotion dynamics: Longitudinal analysis of facebook and twitter status updates. *Journal Of Medical Internet Research*, 20(5), 1–18. <https://doi.org/10.2196/jmir.9267>.
- Kučera, D. (2017). Computational psycholinguistic analysis of czech text and the CPACT research. *International Multidisciplinary Scientific Conference on Social Sciences*, 77–84. <https://doi.org/10.5593/sgemsocial2017/32>.
- Lee, K., & Ashton, M. (2009). *Scale Descriptions*. The HEXACO personality inventory - revised. <https://HEXACO.org/scaledescriptions>.
- Lee, K., & Ashton, M. (2012). *The H Factor of Personality: Why Some People Are Manipulative, Self-Entitled, Materialistic, and Exploitive—And Why It Matters for Everyone*. Wilfrid Laurier University Press.
- Li, Z., Hu, X., Shi, K., & Chen, Y. (2010). Psychological influences of blogging: Blog use, personality trait and self-concept. *2010 Ieee 2Nd Symposium On Web Society, Web Society, 2010 Ieee 2Nd Symposium On*, 71–76.

- Liu, D., & Campbell, K. (2017). The Big Five personality traits, Big Two metatraits and social media: A meta-analysis. *Journal Of Research In Personality*, 70, 229–240. 10.1016/j.jrp.2017.08.004.
- Liu, L., Preoțiuc-Pietro, D., Samani, Z. R., Moghaddam, M., & Ungar, L. (2016). Analyzing Personality through Social Media Profile Picture Choice. In *Proceedings of the Tenth International AAAI Conference on Web and Social Media (ICWSM 2016)*. Association for the Advancement of Artificial Intelligence.
- Ma, S. Q., & Leung, L. (2019). The Impacts of Personality Traits, Use Intensity and Features Use of LinkedIn on Bridging Social Capital. *Applied Research in Quality of Life: The Official Journal of the International Society for Quality-of-Life Studies*, 14(4), 1059–1078. <https://doi.org/10.1007/s11482-018-9635-y>.
- Masyn, K. (2013). *The Oxford handbook of quantitative methods in psychology: Volume 2: Statistical analysis*. Oxford University Press.
- Meyer, J. (2016). *The handbook of employee commitment*. Cheltenham, Edward Elgar.
- Meyer, J., & Morin, A. (2016). A person-centered approach to commitment research: Theory, research, and methodology. *Journal Of Organizational Behavior*, 37(4), 584–612. <https://doi.org/10.1002/job.2085>.
- Molenaar, P. (2013). On the necessity to use person-specific data analysis approaches in psychology. *European Journal Of Developmental Psychology*, 10(1), 29–39. <https://doi.org/10.1080/17405629.2012.747435>.
- Moreau, A., Laconi, S., Delfour, M., & Chabrol, H. (2015). Psychopathological profiles of adolescent and young adult problematic Facebook users. *Computers In Human Behavior*, 44, 64–69. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2014.11.045>.
- Morin, A., Bujacz, A., & Gagné, M. (2018). Person-Centered Methodologies in the Organizational Sciences: Introduction to the Feature Topic. *Organizational Research Methods*, 21(4), 803–813. <https://doi.org/10.1177/1094428118773856>.
- Nářízení Evropského parlamentu a Rady (EU) 2016/679 ze dne 27. dubna o ochraně fyzických osob v souvislosti se zpracováním osobních údajů a o volném pohybu těchto údajů a o zrušení směrnice 95/46/ES (Obecně nařízení o ochraně osobních údajů) (2016), <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=CELEX%3A02016R0679-20160504>.
- Newberry, C. (2021). 38 LinkedIn Statistics Marketers Should Know in 2021. <https://blog.hootsuite.com/linkedin-statistics-business/>.

- Ong, E. Y., Ang, R. P., Ho, J. C., Lim, J. C., Goh, D. H., Lee, C. S., & Chua, A. Y. (2011). Narcissism, extraversion and adolescents' self-presentation on Facebook. *Personality and Individual Differences*, 50(2), 180–185. <http://dx.doi.org/10.1016/j.paid.2010.09.022>.
- Pacáková, Z., & Poláčková, J. (2013). Hierarchical Cluster Analysis: Various Approaches to Data Preparation. *Agris On-Line Papers In Economics And Informatics*, 05(3), 53–63. <https://doi.org/10.22004/ag.econ.157585>.
- Pennebaker, J. (2013). *The secret life of pronouns: What our words say about us*. Bloomsbury Press.
- Pennebaker, J. (2016). Understanding people by tracking their word use (keynote). *Multimodal Interaction*, 1-1. <https://doi.org/10.1145/2993148.3011259>.
- Poškus, M. S. (2015). A new way of looking at the barnum effect and its links to personality traits in groups receiving different types of personality feedback. *Psichologija*, 50, 95–105. <https://doi.org/10.15388/Psichol.2014.50.4893>.
- QED GROUP (2021). Q Elements. <https://www.qedgroup.cz/cz/co-delame/q-elements>.
- Qiu, L., Lin, H., Ramsay, J., & Yang, F. (2012). You are what you tweet: Personality expression and perception on Twitter. *Journal Of Research In Personality*, 46(6), 710–718. <https://doi.org/10.1016/j.jrp.2012.08.008>.
- Rabinowitz, A., & Fisher, A. (2020). Person-Specific Methods for Characterizing the Course and Temporal Dynamics of Concussion Symptomatology: A Pilot Study. *Sci Rep*, 1248(10), 1–9. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-57220-1>.
- Rentfrow, P., & Gosling, S. (2006). Message in a Ballad: The Role of Music Preferences in Interpersonal Perception. *Psychological Science*, 17(3), 236–242. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9280.2006.01691.x>.
- Roche, M., Pincus, A., Rebar, A., Conroy, D., & Ram, N. (2014). Enriching Psychological Assessment Using a Person-Specific Analysis of Interpersonal Processes in Daily Life, 21(5), 515–528. <https://doi.org/14.10.1177/1073191114540320>.
- Rose, L. T., Rouhani, P., & Fischer, K. W. (2013). The science of the individual. *Mind, Brain, and Education*, 7(3), 152–158. <https://doi.org/10.1111/mbe.12021>.
- Řezanková, H., Húsek, D., & Snášel, V. (2009). *Shluková analýza dat* (2. rozšířené vyd.). Professional Publishing.

- Scullard, M., & Baumová, D. (2015). *Everything DiSC Manual*. Wiley.
- Sebera, M. (2012). *Vybrané kapitoly z metodologie*. Masarykova univerzita.
- Segalin, C., Celli, F., Polonio, L., Kosinski, M., Stillwell, D., Sebe, N., Cristani, M., & Lepri, B. (2017). What your Facebook Profile Picture Reveals about your Personality. *Multimedia*, 460–468. <https://doi.org/10.1145/3123266.3123331>.
- Skloot, G. (2019). *How Accurate Is Crystal?* <https://www.crystalknows.com/blog/crystal-accuracy>.
- Sneath, P., & Sokal, R. (1973). *Numerical taxonomy*. W. H. Freeman & Company.
- So, K., Wei, W., & Martin, D. (2020). Understanding customer engagement and social media activities in tourism: A latent profile analysis and cross-validation. *Journal Of Business Research*, 1–10. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.05.054>.
- Spotify (2020). *Company Info*. <https://newsroom.spotify.com/company-info/>.
- Stehlík, L. (2015). Zjišťování rizika výskytu kontraproduktivního pracovního chování: Lokální souběžná kritériální validizace Hoganova osobnostního dotazníku. *Československá psychologie*, 59(3), 201–214.
- Stephenson, W. (1935). Correlating persons instead of tests. *Character*, 4(1), 17–24. <https://doi.org/10.1111/j.1467-6494.1935.tb02022.x>.
- Sterba, S., & Bauer, D. (2010). Matching method with theory in person-oriented developmental psychopathology research. *Development And Psychopathology*, 22(2), 239–254. <https://doi.org/10.1017/S0954579410000015>.
- Svoboda, M., Humpolíček, P., & Šnorek, V. (2013). *Psychodiagnostika dospělých*. Portál.
- Šťastná, M. (2019). *Predikce vybraných osobnostních charakteristik prostřednictvím veřejně dostupných stop činnosti na internetu* [Diplomová práce]. Karlova Univerzita.
- Tskhay, K., & Rule, N. (2014). Perceptions of personality in text-based media and OSN: A meta-analysis. *Journal Of Research In Personality*, 49, 25–30. <https://doi.org/10.1016/j.jrp.2013.12.004>.
- Ústavní zákon č. 23/1991 Sb., kterým se uvozuje Listina základních práv a svobod jako ústavní zákon Federálního shromáždění České a Slovenské Federativní Republiky. cit. 2020-07-11 (1998). <https://www.psp.cz/docs/laws/listina.html>.

Vazire, S., Gaddis, S., & Egloff, B. (2010). Facebook Profiles Reflect Actual Personality, Not Self-Idealization. *Psychological Science*, 21(3), 372–374. <https://doi.org/10.1177/0956797609360756>.

Vazire, S., & Gosling, S. D. (2004). E-Perceptions: Personality Impressions Based on Personal Websites. *Journal Of Personality And Social Psychology*, 87(1), 123–132. <https://doi.org/10.1037/0022-3514.87.1.123>.

Verschuren, A. (2011). *LinkedIn profiles and personality: Relying on LinkedIn Profiles for Personality Impressions* [Diplomová práce]. Tilburg University.

Wainer, H. (1987). The First Four Millennia of Mental Testing: From Ancient China to the Computer Age. *Educational Testing Service Princeton: Ets Research Report*, 87(33), I–6. <https://doi.org/10.1002/j.2330-8516.1987.tb00238.x>.

Wilson, K., Fornasier, S., & White, K. M. (2010). Psychological predictors of young adults' use of social networking sites. *Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking*, 13(2), 173–177. <http://dx.doi.org/10.1089/cyber.2009.0094>.

World Stats (2019). *Internet World Stats: Usage And Population Statistics*. <https://www.internetworldstats.com/stats.htm>.

Youyou, W., Kosinski, M., & Stillwell, D. (2015). Computer-based personality judgments are more accurate than those made by humans. *Pnas*, 112(4), 1036–1040. <https://doi.org/10.1073/pnas.1418680112>.

Záškodná, T., & Dostál, D. (2016). Šestifaktorový model osobnosti a psychometrické vlastnosti Revidovaného osobnostního inventáře HEXACO. *Psychologie a její kontexty*, 7(2), 31–42.

Příloha 1.

Výzva k účasti na výzkumu



O CO SE JEDNÁ?

Výzkum je realizovaný v rámci diplomové práce na Katedře psychologie Univerzity Karlovy pod vedením PhDr. Evy Höschlové, Ph.D. Sponzorem výzkumu je společnost QED GROUP a.s.

CO ÚČAST OBNÁŠÍ

1. Vyplnění osobnostního dotazníku 4Elements Personality Inventory® (20 min).
2. Vyplnění osobnostního dotazníku HEXACO (20 min).
3. Vyplnění dotazníku aktivity na LinkedInu (5 min).



ZÚČASTNIT SE MŮŽE KAŽDÝ, KDO:

- má LinkedIn profil,
- je české národnosti,
- nepracuje momentálně v recruitmentu.

ODMĚNA ZA ÚČAST

Účastníci výzkumu získají **zdarma** své výsledky z rozvojového osobnostního dotazníku **4Elements Personality Inventory®** formou písemné výsledné zprávy. To umožňuje získat nejen cenný náhled na své osobnostní rysy, ale i podněty k sebereflexi a konkrétní tipy, jakým směrem vykročit v oblasti sebezrovoje a osobního růstu.



* POČET MÍST PRO ÚČASTNÍKY JE OMEZEN

PRO VÍCE INFORMACÍ PÍŠTE NA [FOUSKOVAPETRA@GMAIL.COM](mailto:fouskovapetra@gmail.com)